



T.C.  
NECMETTİN ERBAKAN  
ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



**FİL SÜRÜ OPTİMİZASYON ALGORİTMASI  
KULLANARAK ANFİS  
PARAMETRELERİNİN ÖĞRENİLMESİ**

**Şeyma DURAK**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı**

**EKİM-2023  
KONYA  
Her Hakkı Saklıdır**

## TEZ KABUL VE ONAYI

Şeyma DURAK tarafından hazırlanan “Fil Sürü Optimizasyon Algoritması Kullanarak ANFIS Parametrelerinin Öğrenilmesi” adlı tez çalışması 12/09/2023 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Necmettin Erbakan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı’nda YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

### Jüri Üyeleri

### İmza

#### Başkan

Doç. Dr. Şaban GÜLCÜ

.....

#### Danışman

Dr. Öğr. Üyesi Ayşe Merve ACILAR

.....

#### Üye

Dr. Öğr. Üyesi Betül UZBAŞ

.....

Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu’nun .../.../20.. gün ve ..... sayılı kararıyla onaylanmıştır.

Prof. Dr. Şerife Yurdağül KUMCU  
FBE Müdürü

## **TEZ BİLDİRİMİ**

Bu tezdeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edildiğini ve tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

## **DECLARATION PAGE**

I hereby declare that all information in this document has been obtained and presented in accordance with academic rules and ethical conduct. I also declare that, as required by these rules and conduct, I have fully cited and referenced all material and results that are not original to this work.

Şeyma Durak

10/10/2023

## ÖZET

### YÜKSEK LİSANS TEZİ

## FİL SÜRÜ OPTİMİZASYON ALGORİTMASI KULLANARAK ANFİS PARAMETRELERİNİN ÖĞRENİLMESİ

Şeyma DURAK

Necmettin Erbakan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü  
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Ayşe Merve ACILAR

2023, 55 Sayfa

Jüri

Doç. Dr. Şaban GÜLCÜ  
Dr. Öğr. Üyesi Ayşe Merve ACILAR  
Dr. Öğr. Üyesi Betül UZBAŞ

Bulanık Sistem, bulanık mantık prensiplerine dayanan bir yapay zekâ ve denetim yaklaşımıdır. Geleneksel mantık sistemlerinden farklı olarak, doğrusal ve kesin kurallar yerine, bulanık kümeler, bulanık kurallar ve bulanık çıkarım mekanizmalarıyla çalışır. Karmaşık ve belirsiz sistemleri modellemek ve kontrol etmek için daha esnek bir yaklaşım sağlar. Özünde uzman tabanlı olan bulanık sistemlerin, parametreleri ayarlanırken her zaman uzmana ulaşmak mümkün olmayabilir veya büyük veri kümeleri karşısında yeterli doğrulukta parametreler belirlenemeyebilir. Bu sebeple makine öğrenmesi veya optimizasyon algoritmaları kullanılarak ilgili parametrelerin ayarlanması günümüzde rağbet gören bir araştırma konusu haline gelmiştir. Bu amaçla literatürde, giriş ve çıkışı olan eğitim veri kümesinden öğrenen Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi'nin (ANFIS) sıklıkla kullanıldığı görülmüştür.

Bu tez çalışmada, ANFIS parametrelerinin öğrenimi için Fil Sürü Optimizasyon (EHO) algoritması kullanılması önerilmiş ve ANFIS-EHO olarak adlandırılmıştır. EHO, lider filin doğru çözüme doğru ilerlediği ve takipçi fillerin onu takip ederek global bir arama yapabildiği fil sürü davranışını taklit eden meta-sezgisel bir optimizasyon algoritmasıdır. Önerilen yöntemin başarısı, dört adet lineer olmayan statik sistem kimliklendirilme problemi üzerinde ölçülmüştür. Deneysel çalışma olarak 4-9-16 bulanık kurallı ANFIS sistemine ait parametrelerinin öğrenilmesi EHO algoritması ile gerçekleştirilmiş, bu çalışma 30 kez tekrarlanmıştır. RMSE hata değerleri ve  $R^2$  değerleri raporlanmıştır. En iyi sonuçlar, tüm problemler için 16 Kurallı yapıda elde edilmiştir. ANFIS-EHO algoritmasının başarısını tartışmak için Genetik Algoritmalar ve Parçacık Sürü Optimizasyonu algoritmaları ile 16 Kurallı ANFIS yapısının parametreleri öğrenilmiştir. Her bir lineer olmayan statik sistem için algoritmalar 30 kez çalıştırılmış ve elde edilen sonuçlar Wilcoxon işaret sıra testi kullanılarak istatistikî olarak kıyaslanmıştır. Sonuçlara göre ANFIS-EHO algoritmasının daha başarılı ve tutarlı sonuçlar ürettiği görülmüştür.

**Anahtar Kelimeler:** Anfis, Bulanık Sistem, Fil Sürü Optimizasyonu, Anfis Parametre Optimizasyonu

## **ABSTRACT**

## **MS THESIS**

# **LEARNING ANFIS PARAMETERS USING ELEPHANT HERDING OPTIMIZATION ALGORITHM**

**Şeyma DURAK**

**THE GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCE OF  
NECMETTIN ERBAKAN UNIVERSITY  
THE DEGREE OF MASTER OF SCIENCE  
IN COMPUTER ENGINEERING**

**Advisor: Asst. Prof. Dr. Ayşe Merve ACILAR**

**2023, 55 Pages**

**Jury**

**Assoc. Prof. Dr. Şaban GÜLCÜ  
Asst. Prof. Dr. Ayşe Merve ACILAR  
Asst. Prof. Dr. Betül UZBAŞ**

Fuzzy systems are an artificial intelligence and control approach based on the principles of fuzzy logic. Unlike traditional logic systems, they operate using fuzzy sets, fuzzy rules, and fuzzy inference mechanisms instead of linear and exact rules. They provide a more flexible approach for modeling and controlling complex and uncertain systems. Fuzzy systems are inherently expert-based, and it may not always be possible to reach an expert when adjusting their parameters, or parameters may not be determined with sufficient accuracy in the face of large data sets. For this reason, adjusting the relevant parameters using machine learning or optimization algorithms has become a popular research topic today. For this purpose, the Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS), which learns from a training data set with input and output, is frequently used in the literature.

In this thesis study, the Elephant Swarm Optimization (EHO) algorithm is proposed for learning ANFIS parameters and is named ANFIS-EHO. EHO is a meta-heuristic optimization algorithm that mimics elephant herd behavior, where the lead elephant advances towards the correct solution and the follower elephants can perform a global search by following it. The success of the proposed method is measured on four nonlinear static system identification problems. As an experimental study, the parameters of the ANFIS system with 4-9-16 fuzzy rules were learned using the EHO algorithm, and this study was repeated 30 times. RMSE error values and R2 values are reported. The best results were obtained for the 16-rule structure for all problems. To discuss the success of the ANFIS-EHO algorithm, the parameters of the 16-rule ANFIS structure were learned using the Genetic Algorithms and Particle Swarm Optimization algorithms. For each nonlinear static system, the algorithms were run 30 times and the results were statistically compared using the Wilcoxon signed-rank test. According to the results, the ANFIS-EHO algorithm was found to produce more successful and consistent results.

**Keywords:** Anfis, Fuzzy System, Elephant Herd Optimization, Anfis Parameter Optimization

## ÖNSÖZ

Tez çalışmam da ilgi ve desteklerini esirgemeyen değerli hocam Dr. Öğr. Üyesi Ayşe Merve ACILAR'a teşekkürlerimi sunarım.

Hayatımın her aşamasında yanımda olan maddi ve manevi desteklerini esirgemeyen aileme sonsuz teşekkür ederim.

Şeyma DURAK  
KONYA-2023



## İÇİNDEKİLER

|   |            |
|---|------------|
| <b>ÖZET .....</b>   | <b>iv</b>  |
| <b>ABSTRACT.....</b>  | <b>v</b>   |
| <b>ÖNSÖZ .....</b>  | <b>vi</b>  |
| <b>İÇİNDEKİLER .....</b>  | <b>vii</b> |
| <b>SİMGELER VE KISALTMALAR .....</b>  | <b>ix</b>  |
| <b>ŞEKİLLER DİZİNİ.....</b>   | <b>x</b>   |
| <b>ÇİZELGELER DİZİNİ.....</b>   | <b>xi</b>  |
| <b>1. GİRİŞ .....</b>   | <b>1</b>   |
| 1.1. Tezin Amacı.....   | 2          |
| 1.2. Tezin Yapısı .....   | 2          |
| <b>2. KAYNAK ARAŞTIRMASI .....</b>  | <b>3</b>   |
| <b>3. MATERYAL VE YÖNTEM.....</b>   | <b>7</b>   |
| 3.1. Bulanık Mantık .....   | 7          |
| 3.1.1. Bulanık Mantık Genel Özellikleri.....  | 7          |
| 3.1.2. Bulanık Mantık Kullanım Alanları .....   | 8          |
| 3.2. Bulanık Sistemler.....   | 9          |
| 3.2.1 Bulanık Sistem Yapısı .....   | 9          |
| 3.3. Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) .....                                       | 12         |
| 3.3.1 Üyelik Fonksiyonları .....  | 14         |
| 3.3.2 ANFIS Kural ve Katman Yapısı .....  | 15         |
| 3.4. Fil Sürü Optimizasyon Algoritması (EHO) .....  | 17         |
| 3.4.1 Fil Sürü Optimizasyon Algoritmasının Avantajları.....   | 20         |
| <b>4. FİL SÜRÜ OPTİMİZASYON ALGORİTMASI KULLANARAK ANFIS<br/>PARAMETRELERİNİN ÖĞRENİLMESİ .....</b> | <b>22</b>  |
| 4.1. Veri Kümelerinin Hazırlanması .....  | 22         |
| 4.2. Popülasyondaki Bireylerin Kodlanması .....   | 23         |
| 4.3. Başlangıç Popülasyonun Oluşturulması .....   | 27         |
| 4.4. Uygunluk Fonksiyonun Açıklanması .....   | 28         |
| 4.5. EHO Algoritması Kullanarak ANFIS Parametrelerinin Öğrenilmesi .....                            | 28         |
| <b>5. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA .....</b>   | <b>31</b>  |
| 5.1 ANFIS-EHO Algoritmasına ait Araştırma Bulguları .....   | 31         |
| 5.2 ANFIS-EHO Algoritması ile GA ve PSO Algoritmalarının Karşılaştırılması .....                    | 37         |

|                                      |           |
|--------------------------------------|-----------|
| <b>6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER</b> ..... | <b>41</b> |
| 6.1 Sonuçlar .....                   | 41        |
| 6.2 Öneriler .....                   | 41        |
| <b>7. KAYNAKLAR</b> .....            | <b>42</b> |
| <b>ÖZGEÇMİŞ</b> .....                | <b>1</b>  |



## SİMGELER VE KISALTMALAR

### Kısaltmalar

|       |  |
|-------|--|
| GD    | Kademeli İniş (Gradient Descent)   |
| LSE   | En Küçük Kareler Yöntemi (Least Squares Estimate)                                    |
| ANFIS | Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (Adaptive Neural Fuzzy Interface System) |
| EHO   | Fil Sürü Optimizasyonu (Elephant Herding Optimization)                               |
| PSO   | Parçacık Sürü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization)                            |
| GA    | Genetik Algoritma (Genetic Algorithm)  |
| ABC   | Yapay Arı Koloni Algoritması (Artificial Bee Colony Algorithm)                       |



## ŞEKİLLER DİZİNİ

|  |    |
|--|----|
| <b>Şekil 3.1.</b> Bulanık Sistem Yapısı .....  | 10 |
| <b>Şekil 3.2.</b> Türev Tabanlı ANFIS Eğitim Yaklaşımları (Karaboga & Kaya, 2019) .....  | 13 |
| <b>Şekil 3.3.</b> Sezgisel ve Meta-Sezgisel Tabanlı ANFIS Eğitim Yaklaşımları (Karaboga & Kaya, 2019).....   | 13 |
| <b>Şekil 3.4.</b> ANFIS Çıkarım Sistemi (Jang, 1993) .....   | 15 |
| <b>Şekil 3.5.</b> ANFIS Ağ Yapısı (Jang, 1993) .....   | 15 |
| <b>Şekil 3.6.</b> Fil Popülasyon-Klan yapısı .....   | 17 |
| <b>Şekil 4.1.</b> Her bir girişin iki üyelik fonksiyonuna ayrıldığı ANFIS yapısı için örnek bir birey kodlaması.....   | 23 |
| <b>Şekil 4.2.</b> Genelleştirilmiş çan eğrisi parametre anlamları ve değişimlerinin etkilerine örnekler <b>(a)</b> Parametre anlamları; <b>(b)</b> a parametresinin değişimin etkisi; <b>(c)</b> b parametresinin değişimin etkisi; <b>(d)</b> c parametresinin değişimin etkisi ..... | 24 |
| <b>Şekil 4.3.</b> Örnek kodlama yapısı Şekil 4.1’de verilen bireye karşılık gelen ANFIS Yapısı.....  | 26 |
| <b>Şekil 5.1.</b> <b>a)</b> s1 Eğitim <b>b)</b> s1 Test <b>c)</b> s2 Eğitim <b>d)</b> s2 Test <b>e)</b> s3 Eğitim <b>f)</b> s3 Test <b>g)</b> s4 Eğitim <b>h)</b> s4 Test Kümeleri için Gerçek Çıkış ile ANFIS-EHO’nun ürettiği Tahmini Çıkış Grafikleri .....                         | 34 |
| <b>Şekil 5.2.</b> <b>a)</b> s1 Eğitim <b>b)</b> s1 Test <b>c)</b> s2 Eğitim <b>d)</b> s2 Test <b>e)</b> s3 Eğitim <b>f)</b> s3 Test <b>g)</b> s4 Eğitim <b>h)</b> s4 Test için “Tahmin-Gerçek Değer” saçılma grafiği .....   | 36 |
| <b>Şekil 5.3.</b> <b>a)</b> s1 <b>b)</b> s2 <b>c)</b> s3 <b>d)</b> s4 için “Uygunluk Değeri-İterasyon Sayısı” grafiği .....  | 39 |
| <b>Şekil 5.4.</b> <b>a)</b> s1 Eğitim <b>b)</b> s1 Test <b>c)</b> s2 Eğitim <b>d)</b> s2 Test <b>e)</b> s3 Eğitim <b>f)</b> s3 Test <b>g)</b> s4 Eğitim <b>h)</b> s4 Test için “Ortalama Başarı Sırası-Algoritmalar” grafiği .....   | 40 |

## ÇİZELGELER DİZİNİ

|   |    |
|---|----|
| <b>Çizelge 3.1.</b> Klan Güncelleme Operatörü Sözde Kodu .....  | 19 |
| <b>Çizelge 3.2.</b> Ayrılma Operatörü Sözde Kodu .....  | 20 |
| <b>Çizelge 4.1.</b> Sistem Kimliklendirmede Kullanılan Lineer Olmayan Statik Sistemler ...  | 23 |
| <b>Çizelge 4.2.</b> Herbir Giriş için Kullanılan Üyelik Fonksiyonu Sayısı ve Kural Sayısına göre Hesaplanan Birey Boyutları ..... | 27 |
| <b>Çizelge 4.3.</b> Birey Kodlamasının Öncül Kısmı için Kullanılacak Arama Uzayının Belirlenmesi .....                            | 27 |
| <b>Çizelge 4.4.</b> ANFIS-EHO Sözde Kodu .....  | 29 |
| <b>Çizelge 4.5.</b> Fil Sürü Optimizasyon Algoritması Hiper Parametre Değerleri .....   | 29 |
| <b>Çizelge 5.1.</b> ANFIS-EHO'nun Lineer Olmayan Statik Sistemleri Kimliklendirme Başarısı (RMSE) .....                           | 31 |
| <b>Çizelge 5.2.</b> Farklı popülasyon boyutlarına göre s4 ait RMSE değerleri .....  | 33 |
| <b>Çizelge 5.3.</b> ANFIS-EHO'nun Lineer Olmayan Statik Sistemleri Kimliklendirme Başarısı ( $R^2$ ) .....                        | 35 |
| <b>Çizelge 5.4.</b> GA ve PSO için kullanılan hiper parametre değerleri .....   | 37 |
| <b>Çizelge 5.5.</b> ANFIS-EHO, GA ve PSO 'nun 16 Kurallı ANFIS yapısı eğitimi için RMSE ortalamaları .....                        | 37 |
| <b>Çizelge 5.6.</b> Lineer Olmayan Statik Sistemler İçin Wilcoxon İşaret Sıra Testi p değeri Sonuçları .....                      | 38 |

## 1. GİRİŞ

Günümüzde hayatımızı kolaylaştıran pek çok ürün yapay zeka teknolojisini kullanarak geliştirilmiştir. Otomotiv sektörü (Modi vd., 2012), enerji sistemleri (Al Badwawi vd., 2019), tıp ve sağlık (Omogegbe vd., 2020), finans ve ekonomi (Marcek, 2012), endüstriyel kontrol (Srivastava vd., 2011), trafik ve ulaşım (Ali vd., 2021), robotik (M. Wang & Liu, 2005), tarım ve çevre (Kurniasih vd., 2018) yapay zekanın çeşitli alanlarda nasıl kullanıldığını gösteren sadece birkaç örnektir. Yapay zeka, insanların karar verme ve belirsizlikle ilişkili düşüncelerini daha iyi anlamayı sağlayarak bulanık mantık sisteminin ortaya çıkmasına katkıda bulunmuştur. Bulanık mantık, ilk olarak Lotfi A.Zadeh tarafından geliştirilen bir teori olarak ortaya çıkmıştır (Zadeh, 1965). Bu teori, üyelik derecelerinin sürekli bir aralıkta olduğu nesnelere bir sınıfını tanımlar. Her bir nesne için, o nesnenin bu sınıfa ait olma derecesini belirten bir fonksiyon kullanır. Bu fonksiyon, her bir nesnenin sınıfına ne kadar uyduğunu ifade eden bir değer üretir, bu değer 0 ile 1 arasında değişir.

Yapay sinir ağları, karmaşık veri yapılarını analiz etme, desen tanıma, tahmin yapma, sınıflandırma ve karar verme yeteneğine sahip olan yapay zeka tekniklerinden biridir. Beynin çalışma sisteminden esinlenerek geliştirilmiştir. Yapay sinir ağları, biyolojik nöronların birbirine bağlanması gibi girdileri işleyen, genellikle adaptif özelliklere sahip yapay nöronlardan oluşur ve işlemleri gerçekleştirmek için farklı etki seviyelerinde birbirine bağlanır. Lineer olmayan yapıya sahip olması, girdi ve çıktı eşleştirmeleri ile modellenmesi, adaptasyon, hatayla karşılaştığında duyarlı olması yapay sinir ağlarının genel avantajları olarak tanımlanabilir (Haykin, 1999). Gerçek hayatta kalite kontrol (Alimi vd., 2020), finans-tahmin (Sharma vd., 2020), ekonomik-tahmin (Scholar vd., 2021), kredi ölçeklendirme (M. Wang & Ku, 2021), yapı tanımlama-konuşma (Wijonarko & Zahra, 2022), işlem modelleme-yönetim (Gupta vd., 2021), siber güvenlik (Mitchell vd., 2019), iflas tahmini (Marso & Merouani, 2020) yapay sinir ağlarının yaygın kullanım alanlarında etkili çözümler sunmuştur.

Bulanık mantık ve yapay sinir ağları teknikleri bir araya gelerek sinirsel bulanık ağları (NFN) oluşturur. Sinir ağlarının öğrenmesi, adaptasyon yeteneklerini kazanması hem de belirsizliklerle başa çıkması konusunda birçok yöntem bulunmaktadır. Jang tarafından geliştirilen ANFIS, ilk defa bu iki yaklaşımın bir arada kullanılmasıyla ortaya çıkmıştır (Jang, 1993). Literatür araştırmalarına göre günümüzde sıklıkla kullanılan bir yöntem olarak kabul görmüştür.

### **1.1. Tezin Amacı**

Bu tezin amacı, geleneksel yöntemlere alternatif olarak uzman desteği olmadan bulanık sistemlerin parametrelerini öğrenmek için bir yaklaşım sunmaktadır. EHO algoritmasının kullanılmasıyla, bulanık sistem parametrelerinin öğrenilmesi ve doğru sonuçlara ulaşılması hedeflenmektedir. ANFIS, bulanık mantık ve yapay sinir ağlarının birleşimi olarak düşünülen bir yapay zeka modelidir. EHO, lider ve takipçi fillerin davranışlarını taklit eden bir optimizasyon algoritmasıdır. Bu çalışmada, EHO algoritması ANFIS parametrelerinin öğrenilmesinde kullanılmış ve lineer olmayan statik sistemlerin kimliklendirilmesi üzerinde deneysel bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Tez, bulanık sistemlerin parametre öğrenme sürecinde yeni bir yaklaşımın etkinliğini araştırmayı ve bulanık sistemlerin uygulama alanlarında performansı artırmayı amaçlamaktadır.

### **1.2. Tezin Yapısı**

Tez çalışması 6 bölümden oluşmaktadır. Çalışmanın birinci bölümünde bulanık mantık, yapay sinir ağları ve bu ikisinin bir araya gelmesiyle oluşan ANFIS yapısı üzerinde genel olarak anlatılıp örneklendirilmiştir. İkinci bölümünde, kaynak araştırması yapıp ANFIS parametre yapısının eğitilmesinde kullanılan yöntemler incelenmiştir. Üçüncü bölüm materyal ve yöntemler anlatılmıştır. Bu bölümde ANFIS parametrelerinin eğitilmesini daha iyi anlamak için bulanık mantık, bulanık sistemler, ANFIS modeli, EHO algoritması konularına değinilmiştir. Dördüncü bölüm olan araştırma bulguları ve tartışma kısmında, ANFIS'in diğer meta-sezgisel algoritma yöntemleriyle karşılaştırması yapılmıştır. Beşinci bölümde olan sonuç ve öneriler kısmında tez çalışmasından elde edilen sonuçlar değerlendirilip öneriler ele alınmıştır. Altıncı bölümde tez çalışmasında faydalanılan kaynaklar belirtilmiştir.

## 2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

ANFIS, pek çok mühendislik probleminin çözümünde kullanıldığı için önem arz etmektedir. Bu amaçla son yıllarda yapılmış çeşitli mühendislik alanlarına ait literatür çalışması aşağıda sunulmuştur.

Jang ve arkadaşları (2005) yapmış oldukları çalışmalarında, ANFIS'in temellerini, çalışma prensiplerini ve parametre eğitimi sürecini ayrıntılı bir şekilde açıklamaktadır. Bulanık mantık prensiplerine dayalı olan ANFIS, yapay sinir ağları ve bulanık hesaplama konularını ele alarak öğrenme ve makine zekâsı alanında hesaplamalı bir yaklaşım sunmaktadır (Jang vd., 2005).

Varol (2016) çalışmasında, zaman serisi tahmini için bulanık çıkarım sistemi yöntemi olan ANFIS'i kullanmış ve tüketici fiyat endeksinin tahminine göre sonuçlar elde etmiştir (Varol, 2016).

G. Bin Huang ve arkadaşları (2012), En Küçük Kare Destek Vektör Makinesi (LS-SVM) ve Yakınsak Destek Vektör Makinesi (PSVM) yöntemlerinin ikili sınıflandırma uygulamalarında kullanılmasının yaygın olduğunu fakat regresyon ve çok sınıflandırma uygulamalarında doğrudan kullanılmadığını göstermiştir. Bu yöntemler yerine ELM diye adlandırılan birleşik öğrenme yöntemiyle daha iyi performans elde ederek ANFIS'in öğrenme yöntemleriyle karşılaştırma yapmıştır (G. Bin Huang vd., 2012).

Karaboğa ve Kaya (2019) çalışmalarında, ANFIS'in eğitimi için kullanılan heuristik ve hibrit yaklaşımları incelemiştir. ANFIS eğitimde türev tabanlı GD, LSE ve türev tabanlı olmayan Genetik Algoritma (GA), Parçacık sürü optimizasyonu (PSO), Yapay Arı Koloni Algoritması (ABC) algoritmalarının kullanıldığını ifade etmişlerdir. Ancak son zamanlarda daha iyi performans elde etmek için heuristik tabanlı ANFIS eğitim algoritmalarına yönelik bir eğilim olduğunu belirlemiştir. (Karaboga & Kaya, 2019).

Abdollahizad ve arkadaşları (2021), bir doğal afet olan toprak kayması eğilimi analizi için bir yöntem olan Heyelan Duyarlılık Analizi (LSA) üzerinde çalışılmıştır. Odak noktası, ANFIS modeli ile sırasıyla Gri Kurt Optimizasyonu (GWO), PSO, Kurbağa Sıçraması Algoritması (SFLA) meta-sezgisel yöntemleri birleştirilmiştir. En iyi sonuçları ANFIS-PSO ile elde etmiştir. Çalışma, optimizasyon algoritmalarının uygun seçiminin, tekniklerin belirlenmesi ile toprak kayması eğilimi modelleme sürecini kolaylaştırabileceği göstermiştir. (Abdollahizad vd., 2021).

Sharabiani ve arkadaşları (2022) çalışmalarında, parboiled kabukların kızılötesi-sıcak hava (IR-HA) kurutma kinetiğini modellemek için ANFIS, yapay sinir ağıları (ANN) ve destek vektör regresyonu (SVR) gibi yöntemler kullanarak, kurutma süresi, kurutma sıcaklığı ve IR gücü gibi faktörlere bakılarak nem oranı tahmini yapmak uygulamışlardır. Sonuç olarak yüksek giriş hava sıcaklığı ve IR gücünün kurutma süresini azalttığını göstermiştir (Sharabiani vd., 2022).

Turki ve arkadaşları (2014) çalışmalarında, doğrusal olmayan sistemleri tanımlamak ve kontrol etmek için ANFIS ön koşul parametrelerinin ayarlanması için PSO ve GA ve sonuç parametrelerini ayarlamak için ise LSE algoritmaları ile hibrit bir öğrenme yöntemi uygulamıştır. Aynı problemlere uygulanan GD yöntemi ile karşılaştırarak en iyi sonuçları evrimsel teknikleri kullanarak elde etmiştir (Turki vd., 2014).

Banadkooki ve arkadaşları (2020) çalışmalarında, yeraltı suyunun (GW) genel kalitesinin belirlenmesi için ANFIS, destek vektör makineleri (SVM) ve yapay sinir ağı (ANN) modelleri kullanılarak akiferlerin toplam çözünmüş katıların tahmin etmek için çalışma yapılmıştır. Çalışma sonucunda ANFIS yapısında MLP ve SVM modellerinin aksine hibrit ANFIS yönteminde, ANN ve SVM modelleri eğitim ve test aşamasında yüksek doğruluk göstermiştir (Banadkooki vd., 2020).

Yonar ve Yonar (2022) çalışmalarında, hava kirliliğini modellemek ve tahmin etmek için ANFIS kullanılarak çalışma yapılmıştır. ANFIS'in eğitim sürecinde, parametreleri optimize etmek için GA, PSO, DE gibi farklı meta-sezgisel algoritmalar kullanarak gerçekleştirilmiştir. Sülfür Dioksit ( $SO_2$ ), Ozon ( $O_3$ ), Azot Dioksit ( $NO_2$ ) Karbon Monoksit ( $CO$ ), gibi hava parametreleri ile rüzgar hızı, sıcaklık, basınç ve nem gibi çeşitli meteorolojik parametreler kullanarak İstanbul'da günlük hava kirliliği tahminlerini elde etmiştir. GA, PSO, DE ile eğitilen ANFIS'in tahmin sonuçları, klasik ANFIS sonuçlarıyla karşılaştırmış ve eğitilen ANFIS yaklaşımların modelleme ve tahmin etme konusunda daha başarılı olduğunu göstermiştir (Yonar ve Yonar, 2022).

Li ve arkadaşları (2023) çalışmalarında, Çin-Moğolistan-Rusya sınır bölgelerinde yangınların potansiyel tetikleyicilerini anlamak ve yangınların daha olası olduğu alanları tahmin etmek için ANFIS kullanılarak simüle edilmiştir. ANFIS modelini optimize etmek için PSO ve GA kullanılmıştır. ANFIS-PSO ve ANFIS-GA gibi hibrit ANFIS modelleri, tek başına ANFIS modelinin öğrenme aşamasında daha iyi performans göstermiştir. Yüksek sınıflandırma doğruluğu ve iyi model performansı, ANFIS-PSO ile yangın olasılığını tahmin etmek için kullanabileceğini göstermektedir (Li vd., 2023).

Robati ve arkadaşları (2020) çalışmalarında, İran İslam Cumhuriyeti'nde yoksulluğun modellenmesi üzerine 1996-2017 yılları arası dönem incelenmiştir. Zaman serisi verilerini kullanarak, ANFIS ağına Farklılaşma Evrimi (DE) algoritması ile eğitim yaparak İran Çok Boyutlu Yoksulluk Endeksi'ne ilişkin verileri bu eğitilmiş ağda modellemiştir. Çalışma sonucunda DE ile ANFIS sistemini eğitmenin, modelleme sürecinde çok iyi bir gelişme sağlayabileceğini ve hata kriterlerini azaltarak bu yöntemin doğruluğu artırabileceğini göstermiştir (Robati vd., 2020).

H. Huang ve arkadaşları (2022) çalışmalarında, farklı iklimlerde aylık güneş ışınlarının tahmin edilmesi için yeni ANFIS modelleri oluşturup, RBFNN, MLP modelleri ile karşılaştırılması yapılmış ve performansı artırmak için Çekirge Algoritması (GOA) kullanılmıştır. Kuru ve yarı-kurak iklimlerde Güneş Işınları (SR) tahmin etmek için sıcaklığın nemli iklimlerde ise yağışın en etkili parametre olduğunu göstermektedir. Sonuç olarak, ANFIS-GOA'nın farklı iklimler altında SR tahmininde daha yüksek doğruluk sağladığı bulunmuştur (H. Huang vd., 2022).

Dokur ve arkadaşları (2021) çalışmalarında, kısa vadeli rüzgar hızı tahmininde uygun ANFIS çıkarım sistemleri model parametrelerini belirlemek için ABC, DE, GA ve PSO gibi dört farklı meta-sezgisel algoritmalar kullanılmıştır. Önerilen yaklaşımın etkinliğini doğrulamak için Türkiye'deki bir gözlem istasyonundan elde edilen rüzgar hızı verileri kullanılmıştır. Çalışma sonucunda ANFIS-PSO hibrit modeli eğitim açısından en iyi performansa sahipken test aşamasında ANFIS-DE hibrit modelinin daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir (Dokur vd., 2021).

Jain ve arkadaşları (2022) çalışmalarında, tuzlu endüstriyel atık sularının su kaynaklarına salınımının etkilerini azaltmak için uygun bir drenaj tasarlanması için çeşitli yapay zeka algoritmaları ve çoklu değişkenli regresyon modelleri kullanarak, atık su tahliyesini taklit eden en iyi uyumlu modeli bulmak ve hesaplama süresi daha az olan modeli belirlemek hedeflenmiştir. Çalışmada ANFIS, ANFIS-GA, ANFIS-PSO ve ANFIS-FFA parametreleri eğitilmiş ve test edilmiştir. Çalışmada ANFIS-PSO modelinin diğer dört modele ve çoklu değişken regresyon modeline göre daha iyi performans gösterdiği bulunmuştur (Jain vd., 2022).

Tuba ve Stanimirovic (2017) çalışmalarında, Destek Vektör Makinesi (SVM), sınıflandırma için kullanılan bir makine öğrenmesi algoritmasının parametrelerini öğrenmede EHO algoritmasını kullanmışlardır. Önerilen EHO algoritması, standart veri kümeleri üzerinde test edildi ve literatürdeki diğer yaklaşımlarla karşılaştırıldı. Deneysel

sonular, EHO algoritmasının dięer yaklařımlara gre daha iyi performans gstermiřtir (Tuba & Stanimirovic, 2017).

Strumberger ve arkadařları (2018), dronelerin optimal konumlandırılması sorununu zmek iin EHO algoritmasını nermiřlerdir. Uygulamalarında kullandıkları model ile mmkn olan en az sayıda drone ile tm hedeflerin izlenmesini saęlamak amalanmıřtır. Deneysel testlerde iki problem rneęi kullanılmıřtır. İlki, eřit olarak daęılmıř 30 hedef ierirken, ikicisi ise kmelenmiř 30 hedef iermektedir. Simlasyon sonuları, EHO algoritmasının her iki problem rneęi iin de tm hedefleri bařarıyla tamamladıęını ve daha az dron kullanarak tm hedefleri rtmeyi bařarmıřtır (Strumberger vd., 2018).

Sarwar ve arkadařları (2018) alıřmalarında, Ev Enerji Ynetim Sistemi'nin (HEMS) cihazların programlanması problemi analiz edilmekte ve zm olarak EHO nerilmektedir. alıřmalarını doęrulamak iin 12 cihazı olan tek bir evi simle ettiler ve EHO kullanarak programlamayı gerekleřtirdiler. Simlasyon sonuları, EHO algoritmasının Geliřtirilmiř Diferansiyel Evrim (EDE) ve programsız duruma kıyasla elektrik maliyetini ve bekleme sresini azaltmada daha verimli olduęunu gstermiřtir (Sarwar vd., 2018).

Pattnaik ve Sahu (2020) bu makalede, Kablosuz Sensr Aęlarında (WSN) enerji tketimini ve aę mrn iyileřtirmek iin bir zm nermektedir. Hareketli taban istasyonlarının kullanımının aę mrn uzatmak iin etkili bir yol olduęunu belirtmektedir. Bu nedenle, makalede bulanık kmeleme yaklařımı ve EHO-Greedy algoritmasının birleřtirilmesiyle geliřtirilmiř bir ynlendirme protokol nerilmektedir. Simlasyon sonuları, nerilen teknięin enerji kullanımı ve sistem mr aısından mevcut dięer yaklařımlardan daha iyi olduęunu gstermektedir (Pattnaik & Sahu, 2020).

### 3. MATERYAL VE YÖNTEM

#### 3.1. Bulanık Mantık

Bulanık mantık teorisi Lotfi Zadeh tarafından klasik küme teorisinin bir uzantısı olarak 1965 yılında ortaya atılmıştır (Zadeh, 1965). Yayınladığı dergide ve teknik bir problemin çözümüne yönelik olan ‘Fuzzy Sets’ isimli çalışması ile devrim sayılabilecek görüşler ileri sürmüştür. Temel yapısı kümelerde olduğu gibi bir değerin bir kümenin elemanı olup olmadığı sorusuna ‘evet’ ya da ‘hayır’ gibi kesin cevaplar vermeyip bu elemanın üyeliğinin 0 ile 1 arasında değerler alabilen sürekli bir üyelik fonksiyonu ile ifade edilmesidir.

Bulanık mantık teorisi, birçok endüstriyel alanda bulanık kontrol mekanizmalarının olumlu sonuçlar vermesi ile daha fazla bu alana yoğunlaşmayı sağlamıştır. Bunun temel nedeni, bulanık yapıların klasik yapılara göre insan düşüncesini ve komutları bulanık kurallar yardımı ile daha iyi ifade edebilmesiydi.

Bulanık mantık yaklaşımı, makinelere insanların özel verilerini işleyebilme, onların deneyimlerinden ve öz sezilerinden yararlanarak çalışabilme yeteneği verir. Bu yeteneği kazanırken sayısal ifadeler yerine sembolik ifadeler kullanır. İşte bu sembolik ifadelerin makinelere aktarılması matematiksel bir temele dayanır. Bu matematiksel temel, bulanık mantık kümeler kuramı ve buna dayanan bulanık mantıktır.

Bulanık mantık insan mantığında olduğu gibi, kesin ve net öngörüler yerine daha az, çok az gibi kesin olmayan cevaplar da sunabilmektedir. Bulanık mantık, matematiğin gerçek dünyaya uygulamasıdır çünkü gerçek dünyada her an değişen durumlarda değişik sonuçlar çıkabilir.

##### 3.1.1. Bulanık Mantık Genel Özellikleri

Bulanık Mantık genel özellikleri aşağıdaki gibi listelenir (Keskenler & Keskenler, 2017);

- Bulanık Mantıkta, kesin değerler kullanmak yerine, yaklaşık değerler kullanılır.
- Bulanık mantıkta her şey  $[0,1]$  aralığında derecelendirme ile gösterilir.
- Bulanık mantıkta girdi kaynakları yani veri dilsel ifadeler şeklindedir.
- Bulanık çıkarım işlemi dilsel ifadeler şeklinde tanımlanan kurallar ile yapılır.
- Zorlu matematiksel işlemler için oldukça uygundur.

### 3.1.1.1. Derecelendirme

İnsan doğası gereği yaşadığı ortam ve buna bağlı ortaya çıkan durumlar için belirli karar mekanizmaları oluşturmaktadır. Karar mekanizmaları bulanık mantıkta tüm durumlar göz önünde bulundurularak derecelendirilebilir, yani bulanıklık bir olayın olup olmadığını değil, hangi dereceye kadar olduğunu ölçmektedir (Bahadır, 2017). Bulanık sistemlerde derecelendirme, bir bulanık kümenin elemanlarına 0 ile 1 arasında bir değer atamak için kullanılan bir işlemdir. Bu değer, elemanın bulanık kümeye aitlik derecesini temsil eder.

### 3.1.1.2. Taneciklendirme

Taneciklendirme, değişkenlerin özelliklerine göre değişiklik göstermektedir. Bu özellikleri birbirinden ayıran faktörlere bakılır. Değerlerin benzerlikleri, farklılıkları, yakınlık veya işlevselliği gibi özelliklerine bakılarak parçacıklara bölünmesidir. Kesin ve bulanık tanecikler olmak üzere ikiye ayrılır. Kesin taneciklerin sınırları net olurken bulanık taneciklerin sınırları tam olarak belli değildir. Taneciklerin her biri dilsel bir değer ile ifade edilir (Özdemir vd., 2019).

### 3.1.2. Bulanık Mantık Kullanım Alanları

Günümüzde bulanık mantık pek çok alanda kullanılmaktadır. Otomotiv sektöründe otomatik vites sistemleri, uygun ivme değerinin hesaplanması, akıllı ulaşım yollarının geliştirilmesinde, akıllı uydu sistemleri, basınç gibi ölçümler için de bulanık mantık yardımcı olmaktadır. Tıp alanında diyabet hastalarının tedavisinde vücuttaki insülin miktarını kontrol eden yapay pankreas hücreleri, erken doğum sonrası bebeğin gelişimini optimum tutabilen ortamların geliştirilmesi, radyasyon tedavisinde hastaya özel limit değerlerinin belirlenmesi, kullanıcıdan gelen uyarı mesajları ile hastalıkların belirlenmesinde, çevrim içi teşhis ünitelerinin geliştirilmesinde, çevre ve şehircilik açısından atık suların geri dönüşümlü kullanımı için arıtım yöntemlerinin belirlenmesinde bulanık mantıktan yararlanılmaktadır (Ödük & Allahverdi, 2010). Sonuç olarak akıllı fabrikalara geçiş süreci ve robot iş gücü için temel yapı olan bulanık mantık her geçen gün yeni yöntemlerin keşfedilmesi ve bu konuda uzmanlaşmayı sağlamaktadır.

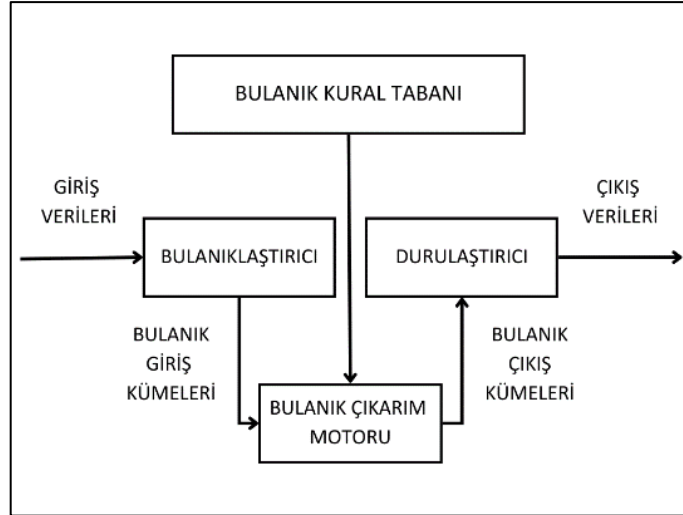
### 3.2. Bulanık Sistemler

Fiziksel veya kavramsal olarak arasında ilişki bulunan birimlerin oluşturduğu yapıya sistem, gelecek zamandaki davranışını tahmin etmek için kullanılan araçlar model olarak isimlendirilir (Gu vd., 2022). Bulanık mantık yapısı kullanılarak modellenen sistemler Bulanık Sistemler olarak adlandırılır. Karmaşık durumlarda çözüme ulaşmak ve maliyeti azaltmak için uygun bir matematiksel model kurmayı sağlar. Bulanık mantığın kullanımı, insanların karmaşık dünya problemleriyle başa çıkma şeklini bilgisayar sistemlerine başarıyla aktarmanın bir örneğidir. Bu, insanların doğal düşünce ve karar verme süreçlerini makinelerin matematiksel mantığıyla birleştirerek, karmaşık problemleri daha net ve anlaşılabilir bir şekilde açıklamaya ve çözmeye olanak tanır. Bu nedenle bulanık sistemler, günümüzde çok çeşitli alanlarda kullanılırken, aynı zamanda insan-makine iş birliğini daha da ileri taşıyan bir araç olarak önem kazanmaktadır.

#### 3.2.1 Bulanık Sistem Yapısı

Bulanık Sistemler uzman sistemlerdir, yani öğrenme yeteneği bulunmamaktadır. Bundan dolayı problem çözme yaklaşımlarında sistem, temel bileşeni olan üyelik fonksiyonlarını ve kuralları öğrenemez. Başlangıçta kurallar uzman kişinin deneyimleri yardımı ile tanımlanır. Ancak her zaman uzman görüşüne ulaşmak mümkün olmayabilir, mümkün olduğunda da uzmandan çok büyük ve dinamik yapıda olan bir veri kümesinden bulanık kümeleri doğru şekilde tespit etmesini beklemek zordur (Al-Mahasneh vd., 2016).

Bulanık Sistem, kesin bir giriş değeri alır. Bu değer örneğin arabanın yılı veya yaşı gibi bir özellik olabilir. Ardından bu giriş değeri bulanıklaştırıcı birime gider. Burada, üyelik fonksiyonu seçilmelidir. Üyelik fonksiyonu, gauss, üçgen veya yamuk gibi şekiller arasından seçilebilir. Bu sayede bir girdi değişkeninin belirli bir kümeye ne kadar uyduğunu ölçülür ve bu kümeye olan üyelik derecesi 0 ile 1 arasında bir değerle ifade edilir. Girişlere ait hesaplanan üyelik dereceleri bulanık çıkarım sistemleri Mandani ve Sugeno sistemleridir (Mendel, 2007). ANFIS Sugeno bulanık çıkarım sistemlerini kullanır. Bulanık çıkarım biriminde, kendisine gelen üyelik derecelerine göre hangi kurallar, hangi derece ile tetiklenecek belirlenir ve bulanık bir çıkış oluşturur. Oluşturulan bu çıkış durulaştırıcı birimine aktarılır. Durulaştırıcı biriminde bulanık çıkış, kesin bir çıkış verisine dönüştürülür.



**Şekil 3.1.** Bulanık Sistem Yapısı

Bulanık sistem yapısı Şekil.3.1 de gösterilmiştir. İşlem adımları aşağıdaki gibi açıklanabilir (Yılmaz ve Arslan, 2005);

- Girdi Birimi: Problemin etkilendiği girdi değişkenleri hakkındaki tüm bilgileri edinir. Buradaki veriler sayısal veya sözel olarak ifade edilir.
- Bulanıklaştırıcı Birimi: Sayısal girdi değerlerini sözel olarak nitelendirilmiş bulanık kümelerdeki üyelik derecelerine atayan bir işlemcidir.
- Bulanık Kural Tabanı Birimi: Girdi verileri ile çıktı verileri arasındaki değişkenleri bağlayan tüm bulanık küme bağlantıları için mantıksal eğer-o halde türünde yazılabilen kuralların tümünü içerir. Böylece her girdi değeri için mantıksal bir çıkış değeri üretilmiş olur.
- Bulanık Çıkarım Motoru Birimi: Girdi ve çıktı değerlerini bir arada toplayarak sistemin bir çıkışlı davranmasını sağlayan işlemleri içeren bir mekanizmadır. Bu motor her bir kuralın çıkarımlarını bir araya getirerek tüm sistemin girdiler için nasıl bir çıktı vereceğinin belirlenmesini sağlar.
- Durulaştırıcı Birimi: Bulanık işlem merkezinden gelen birime göre bulanık çıkarım sonuçlarını keskin sayısal çıkış değerlerine dönüştürür.
- Çıktı Birimi: Bulanık çıkarım motoru aracılığı ile bulanık kural tabanlarının etkileşimi ile elde edilen çıktı değerlerinin toplamını belirtir.

### 3.2.1.1 Takagi – Sugeno Bulanık Çıkarım Sistemi

Takagi – Sugeno bulanık çıkarım sistemi ya da Sugeno bulanık çıkarım sistemi ilk kez 1985 yılında kullanılmaya başlanmıştır (Takagi & Sugeno, 1985). Sugeno tipi bulanık çıkarım sisteminde, giriş değerleri bulanık kümelerden oluşurken, çıkışı bir doğrusal fonksiyon ya da sabit sayı şeklindedir. Eğer-O halde kural yapısı Denklem (3.1)'de verilmiştir. Tetiklenen kurallara ait çıkış fonksiyonlarının ürettiği değerler birleştirilerek, durulaştırma adımına yönlendirilir ve bu adımda kesin çıkış değeri hesaplanır.

$$\begin{aligned}
 \text{Kural 1: Eğer } x, A_1 \text{ ve } y, B_1 \text{ O halde } f_1 &= p_1x + q_1y + r_1 \\
 \text{Kural 2: Eğer } x, A_2 \text{ ve } y, B_2 \text{ O halde } f_2 &= p_2x + q_2y + r_2 \\
 \dots & \\
 \text{Kural } n: \text{Eğer } x, A_n \text{ ve } y, B_n \text{ O halde } f_n &= p_nx + q_ny + r_n
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

Burada  $x$  ve  $y$  giriş değişkenlerini,  $A_i$  ve  $B_i$  üyelik fonksiyonlarını,  $f_i$ , kural sonucunu,  $p_i, q_i, r_i$  kurala ait parametre değerlerini,  $n$  kural sayısını ( $1 \leq i \leq n$ ) temsil etmektedir.

### 3.2.1.2 Sugeno Tipi Bulanık Çıkarım Sisteminin Avantajları

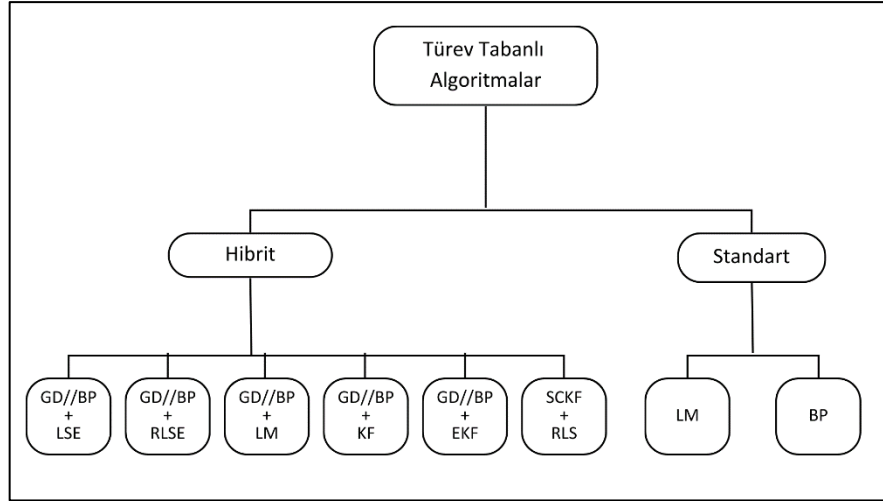
Bulanık çıkarım yöntemlerinden en sık kullanılan, Sugeno bulanık çıkarım sistemi özellikle sayısal analiz ve hesaplama için uygun olup sayısal sonuçlar üretmektedir. Sugeno tipi bulanık çıkarım sisteminin avantajları aşağıda sıralanmıştır (Fernández & Gutiérrez, 2003);

- Matematiksel hesaplama ve analiz için uygundur.
- Lineer olmayan sistemlerin işlemi için lineer yapıdaki fonksiyonlar kullanılabilir.
- Adaptive tekniklerle birlikte iyi çalışır ve çıktı parametrelerini kullanarak sonuçları optimum seviyeye çıkarır.
- Çıktı parametreleri için sürekliliği sağlar.

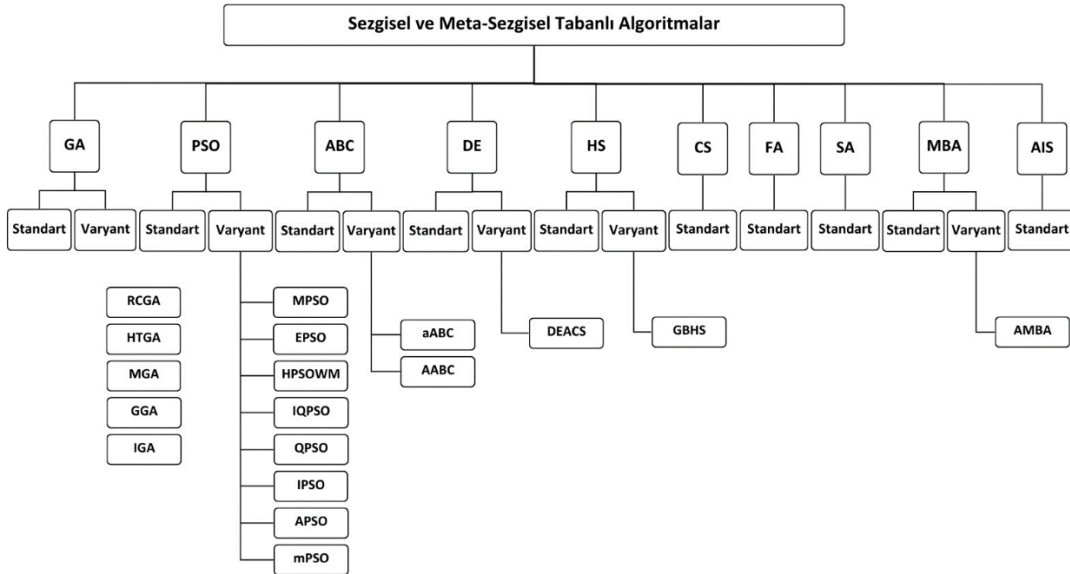
### 3.3. Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS)

Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS), 1993 yılında Jang tarafından doğrusal olmayan veri kümelerini analiz etmek için geliştirilmiş bir yöntemdir (Jang, 1993). Giriş ve çıkışı bulunan bir veri kümesinden, probleme uygun bulanık çıkarım sistemini öğrenmek için kullanılır. Daha genel anlamıyla, veri kümesinin giriş değişken(ler)ine ait üyelik fonksiyonlarının eksen üzerindeki konumunu belirleyen parametre değerlerini (öncül değerler) ve kurallara ait katsayı değerlerini (soncul değerler) öğrenir. Öncül ve soncul değerler, bir ANFIS sistemini karakterize eden parametrelerdir. Mimari yapısı olarak yapay sinir ağlarını temel alınmıştır böylece ilişkili problemlerin çözümlenmesi sağlanmıştır. ANFIS genellikle Sugeno bulanık çıkarım sistemlerinde kullanılmaktadır. Sugeno çıkarım sistemlerinde, eğer-o halde kural yapısı kullanılır ve her kural için çıkış değeri, sabit veya doğrusal bir fonksiyon biçiminde verilmektedir. (Gökçe & Sonugür, 2016). Diğer bulanık çıkarım sistemlerinde olduğu gibi ANFIS’de de üyelik fonksiyonlarının derecelendirme ölçüsü, kullanılan matematiksel formülün parametre değerlerine bağlıdır. Üyelik fonksiyonlarının yapısı ile bulanıklaştırma derecesi değişecektir. ANFIS yapısı öncül ve soncul olmak üzere iki farkı parametre grubundan oluşur. Öncül parametreleri, bulanıklaştırma katmanında yer alır. Bu parametreler, giriş verileri ve bulanık küme üyelik fonksiyonları arasındaki ilişkiyi belirler. Öncül parametrelerinin sayısı, giriş değişkenlerinin sayısına ve her değişken için seçilen üyelik fonksiyonuna bağlıdır. Soncul parametreleri ise bulanık kuralların o halde kısımlarındaki giriş değişkenlerinin katsayılarından oluşur. Soncul parametrelerinin sayısı, bulanık çıkarım sistemindeki kurallarının sayısına bağlıdır. Bu parametrelerin en uygun değerlerini öğrenmek için optimizasyon algoritmalarından yararlanılır. Üreteceği çıktı değerleri için seçilen algoritma önemli bir yer tutmaktadır.

ANFIS’e ait öncül ve soncul parametrelerin en uygun değerlerinin öğrenilmesi işlemine ANFIS’in eğitilmesi de denilmektedir. Bu amaçla ilk yıllarda türev tabanlı (LSE, GD) yöntemler daha çok tercih edilirken son yıllarda türev tabanlı olmayan (GA, PSO, ABC) meta-sezgisel algoritmalar daha yaygın olarak kullanılmaktadır. Son zamanlarda eğitim kısmında daha çok meta-sezgisel algoritmalara yoğunlaşma olmuştur (Karaboga & Kaya, 2019).



Şekil 3.2. Türev Tabanlı ANFIS Eğitim Yaklaşımları (Karaboga & Kaya, 2019)



Şekil 3.3. Sezgisel ve Meta-Sezgisel Tabanlı ANFIS Eğitim Yaklaşımları (Karaboga & Kaya, 2019)

ANFIS eğitimi yapılırken parametre değerlerini belirlemek için kullanılacak optimizasyon algoritmaları belirleyici rol alır. ANFIS yapısı için daha önce denenmiş yaklaşımlar Şekil 3.2’de türev tabanlı, Şekil 3.3’te türev tabanlı olmayan olarak gösterilmiştir (Karaboga & Kaya, 2019). Türev tabanlı yaklaşım uygulandığında yerel minimuma takılma riski ortaya çıkmaktadır. Bu yüzden hibrit öğrenme yaklaşımı diğerlerine göre daha geniş çapta kullanılmaktadır.

### 3.3.1 Üyelik Fonksiyonları

Bulanık küme teorisinde, kesin bir değişkenin bulanık kümeye aitlik derecesini hesaplamak için kullanılan matematiksel fonksiyonlara üyelik fonksiyonu adı verilir. Üyelik fonksiyonları, bulanıklaştırma adımında grafik formda gösterilir. En sık kullanılan çeşitleri üçgen, gauss, yamuk ve çan eğrisidir. Bu üyelik fonksiyonlarına ait denklemler aşağıda sunulmuştur.

Üçgen Üyelik Fonksiyonu, üçgen şeklinde bir üyelik alanı oluşturur. Denklem (3.2)'de gösterildiği gibi üç parametresi ( $a, b, c$ ) bulunur.

$$f(x; a, b, c) = \max \left( \min \left( \frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b} \right), 0 \right) \quad (3.2)$$

Gauss Üyelik Fonksiyonu, gauss eğrisi şeklinde bir üyelik alanı oluşturur. Merkez noktasına yakın olan değerlere yüksek üyelik değeri atarken, merkezden uzaklaştıkça üyelik değeri azalır. Denklem (3.3)'de gösterildiği gibi iki parametresi ( $\sigma, c$ ) bulunur.

$$f(x; \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}} \quad (3.3)$$

Yamuk Üyelik Fonksiyonu, yamuk şeklinde bir üyelik alanı oluşturur. İki farklı eğimle oluşturulan bir trapez şeklini takip eder. Denklem (3.4)'te gösterildiği gibi dört parametresi ( $a, b, c, d$ ) bulunur.

$$f(x; a, b, c, d) = \max \left( \min \left( \frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-x} \right), 0 \right) \quad (3.4)$$

Çan Eğrisi Fonksiyonu, özellikle orta değerlerde yoğunluk gösteren ve kenarlara doğru azalan bulanık kümeleri temsil eder. Denklem (3.5)'te gösterildiği gibi üç parametresi ( $a, b, c$ ) bulunur.

$$f(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (3.5)$$

### 3.3.2 ANFIS Kural ve Katman Yapısı

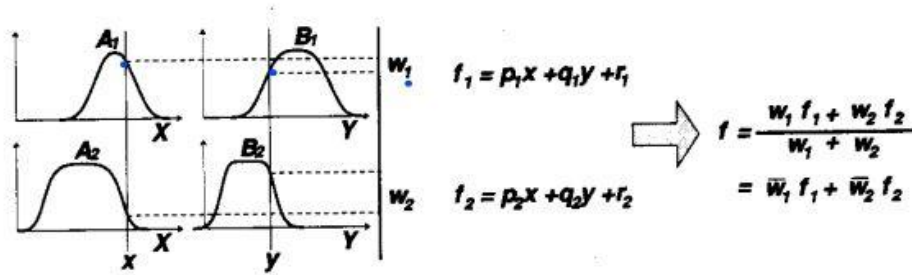
ANFIS yapısında genellikle Sugeno tipi çıkarım sisteminde kullanılan kural yapısı kullanılır. İki adet giriş, bir adet çıkış ve iki kurallı bir bulanık sistem için Eğer-O halde kural yapısı Denklem (3.6)'da verilmiştir. Kurallara ait, üyelik fonksiyonlu grafik gösterimi Şekil 3.4'te sunulmuştur.

Kural 1: Eğer  $x, A_1$  ve  $y, B_1$  ise  $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

Kural 2: Eğer  $x, A_2$  ve  $y, B_2$  ise  $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

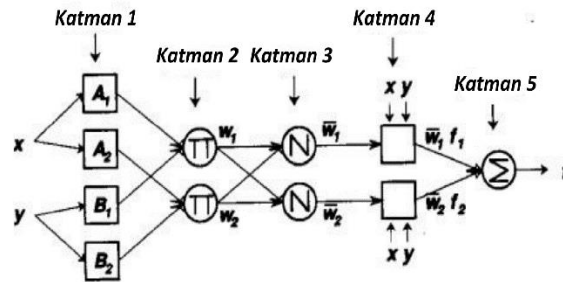
...

Kural  $n$ : Eğer  $x, A_n$  ve  $y, B_n$  ise  $f_n = p_nx + q_ny + r_n$  (3.6)



Şekil 3.4. ANFIS Çıkarım Sistemi (Jang, 1993)

ANFIS ağ yapısı yapay sinir ağlarındaki yapı kullanılarak oluşturulmuştur. Bulanık üyelik fonksiyonları, bulanıklaştırma çarpımı, normalleştirme, toplama ve sugeno tipinde doğrusal çıkış fonksiyonu oluşturacak şekilde 5 katmandan meydana gelmektedir.



Şekil 3.5. ANFIS Ağ Yapısı (Jang, 1993)

Şekil 3.5'te gösterilen katmanlarda farklı şekillere sahip düğümler, işlevsellik bakımından farklılık gösteren fonksiyonlara sahiptir. Kare şeklinde gösterilen düğümler adaptif düğümler olarak adlandırılır ve düğümlere ait parametreler ağın eğitimi sırasında değişkenlik gösterir. Daire şeklinde gösterilen düğümler ise sabit düğümlerdir yani

değişkenlik göstermemektedir. Katman yapıları Şekil 3.5'e göre açıklamak gerekirse(Doğan, 2016);

Katman 1 (Bulanıklaştırma Katmanı): Bulanıklaştırma katmanında giriş parametrelerini bulanık kümeler ile temsil etmek için üyelik fonksiyonları kullanılmaktadır. Her bir giriş değişkenin üyelik derecesi, bu katmanda hesaplanır.  $x$  değişkenin  $A_i$  bulanık kümesine aitlik derecesi  $\mu_{A_i}(x)$  ile,  $y$  değişkenin  $B_i$  bulanık kümesine aitlik derecesi  $\mu_{B_i}(y)$  ile Denklem (3.7)'de gösterilmiştir.

$$(\mu_{A_i}(x), \mu_{B_i}(y)) \quad i = 1, 2, 3..n \quad (\text{kural sayısı}) \quad (3.7)$$

Katman 2 (Kural Katmanı): Kural katmanı olarak tanımlanır. Bu katmandaki her bir düğüm, bulanık çıkarım modeline göre oluşturulan kuralları ve kural sayısını göstermektedir. Her bir kural düğümünün çıkışı, Katman 1'den gelen üyelik derecelerinin çarpımı olmaktadır. Bu yöntem Denklem (3.8)'de gösterilmiştir.

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y) \quad (3.8)$$

Katman 3 (Normalleştirme Katmanı): Buradaki her bir düğüm, Katman 2'den gelen tüm düğümleri giriş değeri olarak kabul etmekte ve her bir kuralın normalleştirme işlemi ile hesap seviyesini belirlemektedir. Bu yöntem Denklem (3.9)'da gösterilmiştir.

$$\overline{w}_i = \frac{w_i}{\sum w_i} \quad (3.9)$$

Katman 4 (Arındırma Katmanı): Arındırma katmanı olarak adlandırılan bu katmanda Sugeno bulanık çıkarım yöntemine göre oluşturulan kuralların sonuç parametreleri hesaplanmaktadır. Denklem (3.10)'da gösterilmiştir.

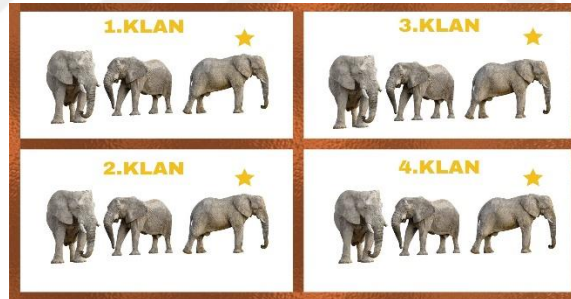
$$\overline{w}_i \cdot f_i \quad (3.10)$$

Katman 5 (Toplam Katmanı): Bu katmanda (3.11)'de verilen denklem kullanılarak, ANFIS sistemin hesapladığı çıkış elde edilir.

$$x_{\text{çıkış}} = \frac{\sum w_i \cdot f_i}{\sum w_i} \quad (3.11)$$

### 3.4. Fil Sürü Optimizasyon Algoritması (EHO)

Gerçek dünya problemleri, belirsizlik, karmaşıklık ve çok değişkenlik gibi özelliklere sahip olduğundan, geleneksel yöntemlerle çözülmekte zorlanabilirler ancak modern meta-sezgisel yöntemler bu özelliklere daha uygun olduğundan, gerçek dünya problemlerini çözmek için daha etkilidir. PSO (Kennedy & Eberhart, 1995), ABC (Karaboga, 2005), karınca kolonisi algoritması (ACO) (Dorigo & Di Caro, 1999), gri kurt optimizasyonu (GWO) (Mirjalili vd., 2014) gibi sürü temelli algoritmalar, meta-sezgisel yöntemler arasında en popüler ve yaygın olarak kullanılan algoritmalar olarak görülebilir. Fillerin sürü davranışlarından esinlenerek geliştirilen Fil Sürü Optimizasyon (EHO) algoritması (G. G. Wang, Deb, vd., 2016) 2015 yılında Wang tarafından öne sürülmüştür. Bu algoritma, doğada fillerin sosyal yapılarını ve davranışlarını taklit ederek problemleri çözmek için bir grup fili simüle eder. Her fil, bir çözümün konumunu temsil eder. Algoritma, fillerin sosyal ilişkilerini ve hareketlerini modelleyerek çözüm alanında gezinmeyi sağlar. Fil popülasyonu Şekil 3.6'de gösterildiği gibi klanların birleşiminden oluşur. Her bir klanda grubundaki en yaşlı dişi fil yıldızla gösterildiği gibi lider (maderşah) fil olarak adlandırılır.



Şekil 3.6. Fil Popülasyon-Klan yapısı

EHO algoritmasında, her bir fil optimizasyon problemine ait bir aday çözümü temsil etmektedir. Popülasyon, klan adı verilen alt gruplara bölünerek organize olur. Her bir klan, kendi içindeki fil gruplarının bir araya gelmesiyle oluşur. Klan içerisindeki en iyi uygunluk değerine sahip fil, lider olarak adlandırılır ve diğer filler liderin konumuna doğru hareket ederek pozisyonlarını günceller.

Her bir iterasyon sonunda, her klan içinde bulunan en kötü performans gösteren fil, sürüden ayrılarak kendi başına hareket eder ve ayrılan file arama uzayında yeni bir konum atanır. Bu sayede, sürü çeşitliliği artar ve farklı bölgelerde arama yapma yetenekleri gelişir. Bu şekilde, popülasyon içindeki fillerin davranışları ve etkileşimleri,

optimizasyon algoritmasının çalışma prensibini oluşturur. Klanlar ve lider fil kavramları, filler arasındaki sosyal yapıyı ve hiyerarşiyi taklit etmektedir. Aynı zamanda, her iterasyonda en kötü filin ayrılması, sürünün keşif yeteneklerini artırarak daha iyi çözümlere yönelik aramayı teşvik etmektedir.

Algoritma başlamadan önce maksimum iterasyon, popülasyon boyutu, alpha, beta, klan boyutu ve keep gibi hiper parametre ayarları yapılır ve çözülmeye uğraşılan probleme uygun, uygunluk fonksiyonu tasarlanır. Bu fonksiyon popülasyondaki her bir file ait pozisyonun (bireyin) çözüm kalitesini ölçer. Algoritmanın temel de iki önemli operatörü vardır:

1. Klan Güncelleme Operatörü (*Clan Updating Operator*)
2. Ayrılma Operatörü (*Separating Operator*)

Klan güncelleme işlemi, her fil için kendi pozisyonu ve o klana ait lider filin (maderşah) pozisyonu kullanarak gerçekleştirilir. Her fil kendi konumu ile klan liderinin konumu arasındaki farkı hesaplar ve  $[0,1]$  aralığında rastgele bir ağırlık ile ölçeklendirir (G. G. Wang, Dos Santos Coelho, vd., 2016). Bu sayede, fil kendi konumunu liderin konumuna doğru hareket ettirir. Böylece, sürüdeki filler en iyi çözüme doğru yaklaşır. Denklem (3.12)'de güncelleme işlemine ait formül gösterilmektedir.

$$X_{yeni,ci}^j = X_{ci}^j + \alpha \times (X_{eni,ci}^j - X_{ci}^j) \times rand \quad (3.12)$$

Denklem (3.12)'de  $X_{ci}^j$  ci. klana ait j. filin pozisyonunu,  $X_{eni,ci}^j$  ci. klandaki lider filin pozisyonunu göstermektedir.  $X_{yeni,ci}^j$  ise mevcut filin yeni pozisyonunu ifade etmektedir. Burada  $\alpha$  faktörü, lider filin güncellenen yeni pozisyon üzerindeki etkisini belirlerken  $rand \in [0,1]$  aralığında oluşturulan rastgele sayıyı temsil etmektedir. Denklem (3.12)'de görüldüğü üzere, her güncelleme işleminde lider filin pozisyonu değişmeyecektir. En iyi filin güncellenmesi için Denklem (3.13)'de gösterildiği gibi klan merkezi kullanılır.

$$X_{yeni,ci}^j = \beta \times X_{ci}^{merkez} \quad (3.13)$$

Denklem (3.13)'de  $\beta$ , lider filin etkisini belirleyen ölçek faktörü  $\beta \in [0,1]$  aralığında değer olarak  $X_{ci}^{merkez}$  üzerindeki etkisi ile  $X_{yeni,ci}^j$  hesaplanır. Denklem (3.14)'de  $X_{ci}^{merkez}$  hesaplaması gösterilmiştir.

$$X_{ci}^{merkez,d} = \frac{1}{n_{ci}} \times \sum_{j=1}^{n_{ci}} X_{ci}^{j,d} \quad (3.14)$$

Denklem (3.14)'de  $X_{ci}^{merkez,d}$  hesaplanırken,  $n_{ci}$  ci. klandaki fil sayısını,  $X_{ci}^{j,d}$  ci. klan içerisindeki j. filin d. boyutunu göstermektedir. Klan güncelleme işlemi sözde kodu Çizelge 3.1'de gösterilmiştir. Bu işlem tamamlandıktan sonra, ayrılma işlemi gerçekleştirilir.

**Çizelge 3.1.** Klan Güncelleme Operatörü Sözde Kodu

```

for ci=1 Fil popülasyonu içindeki tüm klan sayısı do
  for j=1  $n_{ci}$ (ci klanındaki tüm fil sayısı) do
     $X_{ci,j}$  değerini güncelle ve  $X_{yeni,ci,j}$  belirle (denklem 3.12).
    if  $X_{ci,j} = X_{eni,yi,ci}$  then
       $X_{ci,j}$  değerini güncelle ve  $X_{yeni,ci,j}$  belirle (denklem 3.13).
    end if
  end for j
end for ci

```

Ayrılma işlemi, klandaki en kötü uygunluk değerine sahip filin yeni bir pozisyona atanmasıyla gerçekleştirilir. Fil grubunda erkek filler yetişkinliğe ulaştıklarında buldukları klanı terk ederek grup halinde veya yalnız yaşamaya başlarlar. Bu ayırıcı süreç algoritmada en kötü uygunluk değerine sahip fil olarak adlandırılır ve arama uzayında yeni bir pozisyona atanır. Diğer bir deyişle, bu fil, daha iyi sonuçlar elde etmek için mevcut konumunu terk ederek yeni bir konuma geçer. Konum güncelleme formülü Denklem (3.15)'de gösterilmiştir.

$$X_{enkötü,ci} = X_{min} + (X_{mak} - X_{min} + 1) \times rand \quad (3.15)$$

Denklem (3.15)'de  $X_{enkötü,ci}$  ci. klandaki en kötü uygunluk değerine sahip filin pozisyonunu,  $X_{mak}$  ve  $X_{min}$  sırasıyla üst ve alt sınıra karşılık gelmektedir.  $rand \in [0,1]$  aralığında değer alır. Ayrılma operatörünün sözde kodu Çizelge 3.2'de gösterilmiştir. Klan güncelleme ve ayrılma işlemleri tamamlandıktan sonra, klanlar tekrar birleştirilir ve

yeni oluşan fil popülasyonun uygunluk değerleri hesaplanır ve sıralanır. Ardından, elitizm işlemi gerçekleştirilir. Bu işlemde, mevcut popülasyondan belirli sayıda elit fil, yeni oluşturulan popülasyonda en kötü uygunluk değerine sahip fillerin yenine kopyalanır.

**Çizelge 3.2.** Ayrılma Operatörü Sözde Kodu

```

for  $ci=1$  Fil popülasyonu içindeki tüm klan sayısı do
     $ci$  klanındaki en kötü fil ile denklem (3.15) kullanılarak elde edilen fili yer değiştir .
end for  $ci$ 

```

Klan güncelleme ve elitizm işlemleri arasındaki adımlar, belirli bir durdurma kriteri sağlanana kadar tekrarlanır. Bu durdurma kriteri, genellikle belirli bir iterasyon sayısının veya bir hedef uygunluk değerine ulaşmasının gerçekleşmesidir. Durdurma kriteri sağlandığında, algoritma sonlandırılır ve optimize edilen sonuç elde edilmiş olur.

### 3.4.1 Fil Sürü Optimizasyon Algoritmasının Avantajları

Fil sürü algoritması bir meta-sezgisel optimizasyon algoritmasıdır ve çeşitli avantajlara sahiptir. Fil sürü algoritmasının bazı avantajları (Almufti vd., 2018);

- **Kolay Uygulanabilirlik:** Fil Sürü algoritması, basit bir mantığa dayanır ve kolayca uygulanabilir. Karmaşık matematiksel modellere veya problem özelinde özel algoritmalara ihtiyaç duymaz.
- **Paralel İşleme Yeteneği:** paralel işleme yapılarına uyum sağlayabilir. Bu, birden fazla işlemci veya çekirdek kullanılarak algoritmanın hızını artırabilir ve büyük ölçekli problemlerin daha hızlı çözülmesini sağlar.
- **Esneklik:** Çeşitli problemlere uyarlanabilir. Optimizasyon problemlerinin çoğunda uygulanabilir ve farklı türde değişkenlerle çalışabilir. Bu, geniş bir uygulama yelpazesine sahip olmasını sağlar.
- **Hızlı Yakınsama:** Birden fazla çözüm adayını aynı anda keşfederek hızlı yakınsama sağlar. Klan güncelleme ve ayrılma işlemleri sayesinde, en iyi çözüme doğru ilerlerken geniş bir arama alanını keşfeder.
- **Küresel Keşif Yeteneği:** Küresel optimizasyon problemlerinde etkili bir şekilde çalışır ve genellikle çoklu optimum noktalarını bulma konusunda başarılıdır. Çeşitli arama stratejileri sayesinde, potansiyel çözüm alanını keşfetmek için

geniş bir arama yapar.

- Parametre Hassasiyeti: Diğer meta-sezgisel algoritmalara kıyasla daha az parametreye sahiptir. Bu, kullanıcıların optimizasyon problemlerini çözerken parametreleri ayarlama zorluğunu azaltır ve algoritmayı daha kolay bir şekilde kullanmalarını sağlar.
- Farklı Optimizasyon Hedefleri: Hem tek hedefli hem de çok hedefli optimizasyon problemleri için kullanılabilir. Çeşitli amaç fonksiyonlarının optimize edilmesini destekler.

Bu avantajlar, EHO algoritmasının geniş bir uygulama yelpazesine sahip ve çeşitli optimizasyon problemlerini çözmek için etkili bir araç olduğunu göstermektedir. Ancak her optimizasyon algoritmasında olduğu gibi, problem bağlamına ve özelliklerine bağlı olarak performansı değişebilir.

#### 4. FİL SÜRÜ OPTİMİZASYON ALGORİTMASI KULLANARAK ANFİS PARAMETRELERİNİN ÖĞRENİLMESİ

Çalışmanın bu bölümünde, ANFİS'e ait öncül ve soncul parametrelerin en uygun değerlerinin öğrenilmesi diğer bir deyişle ANFİS'in eğitilmesi için EHO algoritmasının nasıl kullanıldığı adım adım açıklanmış ve önerilen yöntem lineer olmayan statik sistem kimliklendirme problemine uygulanmıştır.

Lineer olmayan statik sistemler, girişlere veya koşullara bağlı olarak doğrusal olmayan davranış gösteren sabit durumlu sistemlerdir. Lineer sistemler, girişlerle çıkışlar arasında doğrusal bir ilişkiye sahipken, lineer olmayan sistemlerde bu ilişki doğrusal değildir. Bu sistemlerin, analizi ve modellenmesi genellikle daha karmaşık matematiksel yöntemler ve araçlar gerektirebilir. Lineer olmayan statik sistemlerin kimliklendirilmesi, sisteme ait giriş ve çıkış verileri kullanılarak; sisteme ait matematiksel modelin oluşturulması sürecine verilen isimdir. Ancak matematiksel modelin her zaman elde edilmesi mümkün olmayabilir. Bu zamanlarda sisteme verilen girişlere göre elde edilen çıkışlardan oluşan veri kümelerinden sistemin davranışının öğrenilmesi gerçekleştirilebilir. Bu amaçla kullanılan yöntemlerden birisi de ANFİS'dir. Algoritmaya ait öncül ve soncul parametrelerin en uygun değerleri bu tez çalışmasında EHO algoritması kullanılarak öğrenilmiştir. Bunun için öncelikle, eğitim ve test işlemlerinde kullanılan veri kümelerinin hazırlanması açıklanmış, devamında ANFİS eğitim işlemi için EHO algoritmasının nasıl kullanıldığı adım adım anlatılmıştır.

##### 4.1. Veri Kümelerinin Hazırlanması

Bu tezin amacı, geleneksel yöntemlere alternatif olarak uzman desteği olmadan bulanık sistemlerin parametrelerini öğrenmek için bir yaklaşım sunmaktır. EHO algoritmasının kullanılmasıyla, bulanık sistem parametrelerinin öğrenilmesi ve doğru sonuçlara ulaşılması hedeflenmektedir. ANFİS, bulanık mantık ve yapay sinir ağlarının birleşimi olarak düşünülen bir yapay zeka modelidir. EHO, lider ve takipçi fillerin davranışlarını taklit eden bir optimizasyon algoritmasıdır. Bu çalışmada, EHO algoritması ANFİS parametrelerinin öğrenilmesinde kullanılmış ve lineer olmayan statik sistemlerin kimliklendirilmesi üzerinde deneysel bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Tez, bulanık sistemlerin parametre öğrenme sürecinde yeni bir yaklaşımın etkinliğini

araştırmayı ve bulanık sistemlerin uygulama alanlarında performansı artırmayı amaçlamaktadır.

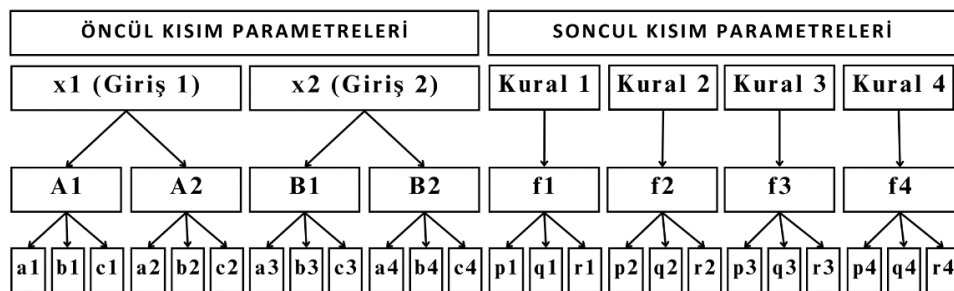
Oluşturulan veri kümesinin rastgele seçilen %80'i eğitim, geriye kalan %20 si ise test kümesi olarak deneysel çalışmalarda kullanılmıştır. Her bir fonksiyona ait oluşturulan veri kümeleri EK-1'de verilmiştir.

**Çizelge 4.1.** Sistem Kimliklendirmede Kullanılan Lineer Olmayan Statik Sistemler

| Lineer Olmayan Statik Sistem Fonksiyonlarının Kısaltması | Girişler   | Giriş Değer Aralığı | Formülü   |
|--|------------|---------------------|---|
| s1(X. Huang vd., 2012)                                   | $x_1, x_2$ | [-1,1]              | $y = e^{x_1 \sin(\pi x_2)}$   |
| s2(X. Huang vd., 2012)                                   | $x_1, x_2$ | [-2,2]              | $y = \frac{1 + \sin 2x_1 + 3x_2}{3.5 + \sin(x_1 - x_2)}$                    |
| s3(Cherkassky vd., 1996)                                 | $x_1, x_2$ | [-3,3]              | $y = \sin(2\pi * \sqrt{x_1^2 + x_2^2})$                                     |
| s4(Shoorehdeli vd., 2009)                                | $x_1, x_2$ | [-10,10]            | $y = \text{sinc}(x_1, x_2) = \frac{\sin(x_1)}{x_1} * \frac{\sin(x_2)}{x_2}$ |

#### 4.2. Popülasyondaki Bireylerin Kodlanması

EHO algoritmasında popülasyonu meydana getiren her bir birey iki kısımdan oluşmaktadır. İlk kısımda üyelik fonksiyonlarına ait, ANFIS kural yapısının da öncül kısmını oluşturan parametreler yer alırken, ikinci kısmında ANFIS kural yapısının soncul parametreleri olan bulanık kurallara ait katsayı değerleri bulunmaktadır. Her bir girişin iki üyelik fonksiyonuna bölündüğü, iki girişli bir ANFIS yapısı için örnek birey kodlaması Şekil 4.1'de gösterilmiştir. Örnek kod yapısında birinci giriş olan  $x_1$ ,  $A_1$  ve  $A_2$ ; ikinci giriş olan  $x_2$ ,  $B_1$  ve  $B_2$  isimli üyelik fonksiyonlarına ayrılmıştır. Bu çalışmada üyelik fonksiyonu olarak genelleştirilmiş çan eğrisi kullanılmıştır. Genelleştirilmiş çan eğrisi matematiksel formülü Denklem (4.1)'te gösterilmiştir. Her bir üyelik fonksiyonu genelleştirilmiş çan eğrisinin formülünde bulunan  $a$ ,  $b$  ve  $c$  olmak üzere 3 parametre ile temsil edilmiştir. Soncul kısmın açıklamasına geçmeden önce kullanılan üyelik fonksiyonu hakkında kısa bilgi verilecektir.

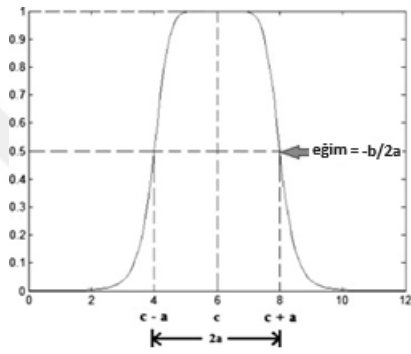


**Şekil 4.1.** Herbir girişin iki üyelik fonksiyonuna ayrıldığı ANFIS yapısı için örnek bir birey kodlaması

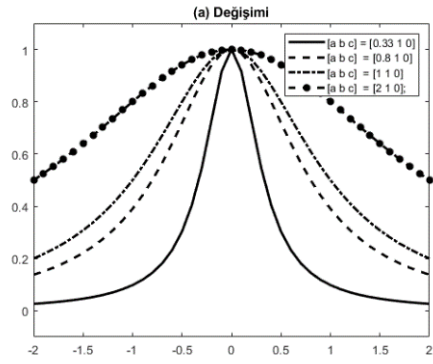
Şekil 4.2(a)'da genelleştirilmiş çan eğrisi grafiği ve Denklem 4.1'de yer alan parametrelerin açıklamaları gösterilmiştir. Şekil 4.2(b), (c) ve (d)'de parametre değerlerine göre üyelik fonksiyonunun değişimine örnekler verilmiştir.

$$f(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (4.1)$$

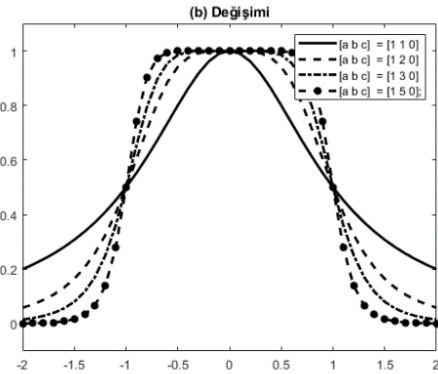
Bu denklemde;  $x$  girdi değişkenini,  $a$  üyelik fonksiyonunun genişliği;  $b$ ,  $a$  parametresi ile şeklin eğimini,  $c$  üyelik fonksiyonunun merkezini tanımlar.



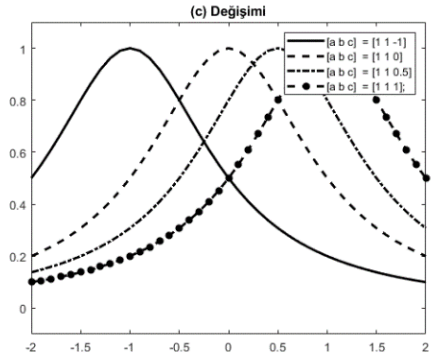
(a) (Ghosh vd., 2014)



(b)



(c)



(d)

**Şekil 4.2.** Genelleştirilmiş çan eğrisi parametre anlamları ve değişimlerinin etkilerine örnekler **(a)** Parametre anlamları; **(b)** a parametresinin değişimin etkisi; **(c)** b parametresinin değişimin etkisi; **(d)** c parametresinin değişimin etkisi

Genelleştirilmiş çan eğrisi üyelik fonksiyonunda a parametresinin değeri arttıkça daha geniş bir üyelik fonksiyonu oluşacaktır. Şekil 4.2 (b)'de, a parametresinin 0.33, 0.8, 1 ve 2 olduğu dört farklı durum gösterilmektedir. Grafiğe bakıldığında üyelik değerleri arttıkça fonksiyonun genişlediği görülmektedir. Uygulamalarda Çizelge 4.7'de anlatılan yöntemle göre belirlenmiştir. b parametresi, merkezi platonun her iki yanındaki eğrinin

şeklini tanımlar, burada daha büyük bir değer daha dik bir geçiş oluşturur. Şekil 4.2 (c)'de,  $b$  parametresinin 1, 2, 3 ve 5 olduğu dört farklı durum gösterilmektedir. Grafik incelendiğinde  $b$  değerleri arttıkça dik geçişin azaldığı, kesin kümeye benzemeye başladığı için uygulamada  $b_{min} \leq b \leq b_{mak}$  aralığı seçilmiştir.  $c$  parametresi, üyelik fonksiyonunun merkezini tanımlar. Şekil 4.2 (d)'de,  $c$  parametresinin -1, 0, 0.5 ve 1 olduğu dört farklı durum gösterilmektedir. Uygulama da  $c_{min} \leq c \leq c_{mak}$  aralığı kullanılmıştır ve veri kümesinin minimum ve maksimum değerlerine göre değişmektedir.

Birey kodlamasının ikinci kısmında ise, ANFIS kural yapısının soncul kısmında yer alan doğrusal fonksiyonun katsayı değerleri yer almaktadır. Sugeno bulanık çıkarım sisteminde kural yapısının soncul kısmının ya sabit bir sayıdan ya da doğrusal bir denklemden oluştuğu daha önce Bölüm 3.3.3'te belirtilmişti. Bu tez çalışmasında, çıkışı doğrusal denklemden oluşan Sugeno bulanık çıkarım sistemi kullanılmıştır.

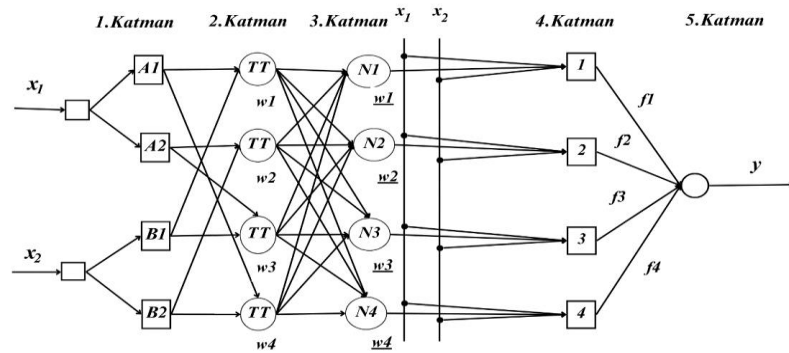
ANFIS yapısında bulunan kural sayısı belirlenirken, her bir değişkenin kaç üyelik fonksiyonu kullanılarak ayrıldığı bir önemli faktördür. Bu faktör bireyin boyutunu direkt etkilemektedir. Bu çalışmada, ANFIS'de yer alan toplam kural sayısı, her bir değişkenin sahip olduğu üyelik fonksiyonlarının sayılarının çarpımı kadardır. Örneğin 2 değişkenli bir sistemde, her bir giriş için 2 üyelik fonksiyonu kullanılmış ise, kural sayısı  $2 \times 2 = 4$ , aynı şekilde her bir giriş için 3 üyelik fonksiyonu kullanılmış ise, kural sayısı  $3 \times 3 = 9$ , her bir giriş için 4 üyelik fonksiyonu kullanılmış ise, kural sayısı  $4 \times 4 = 16$  olarak hesaplanır. Kuralların soncul kısmında yer alan  $p$ ,  $q$  ve  $r$  parametreleri Şekil 4.1'deki soncul parametrelere karşılık gelmektedir.

Örnek kodlama yapısı Şekil 4.1'de verilen bireye karşılık gelen ANFIS yapısı, Şekil 4.3'te verilmiştir. Buradan da anlaşıldığı üzere popülasyondaki her bir birey, ayrı bir ANFIS yapısını temsil etmektedir. Bu yapıya ait kuralların açık yazımı aşağıda verildiği gibidir.

1. Eğer  $x_1, A1$  ve  $x_2, B1$  ise  $f_1 = p_1x_1 + q_1x_2 + r_1$  .
2. Eğer  $x_1, A1$  ve  $x_2, B2$  ise  $f_2 = p_2x_1 + q_2x_2 + r_2$  .
3. Eğer  $x_1, A2$  ve  $x_2, B1$  ise  $f_3 = p_3x_1 + q_3x_2 + r_3$  .
4. Eğer  $x_1, A2$  ve  $x_2, B2$  ise  $f_4 = p_4x_1 + q_4x_2 + r_4$  .

Kurallarda yer alan  $A_1$  ve  $A_2$  ve,  $B_1$  ve  $B_2$  (Şekil 4.3'de 1.Katmanda gösterilen) üyelik fonksiyonlarının parametreleri, Şekil 4.1'de sunulan birey kodlamasının öncül

kısmını oluştururken, kuralların soncul kısmında yer alan doğrusal denklemlerin  $p$ ,  $q$  katsayıları ve  $r$  sabit sayıları birey kodlamasının da ikinci kısmı oluşturur. Şekilde 4.3.'de yer alan  $f1$ ,  $f2$ ,  $f3$  ve  $f4$  fonksiyonları, kuralların soncul kısmında yer alan bu doğrusal denklemlere karşılık gelmektedir.



Şekil 4.3. Örnek kodlama yapısı Şekil 4.1'de verilen bireye karşılık gelen ANFIS Yapısı

Popülasyonda yer alan bireylerin boyutu, ANFIS yapısında bulunan üyelik fonksiyonu ve kural sayısına göre değişir. Bireyin boyutu denklem (4.2), (4.3) ve (4.4) kullanılarak hesaplanabilir.

$$\text{Öncül Kısım Boyut} = \sum_{i=1}^{\text{Giris_Sayısı}} \text{ÜF\_Sayısı}_i * \text{ÜF\_Parametre\_Sayısı}_i \quad (4.2)$$

$$\text{Soncul Kısım Boyut} = \text{Kural\_Sayısı} * (\text{Giriş\_Sayısı} + 1) \quad (4.3)$$

$$\text{Birey Boyut} = \text{Öncül Kısım Boyut} + \text{Soncul Kısım Boyut} \quad (4.4)$$

Burada,  $\text{ÜF\_Sayısı}_i$  i. girişe ait üyelik fonksiyonu sayısını;  $\text{ÜF\_Parametre\_Sayısı}_i$  i. girişe ait üyelik fonksiyon denkleminde yer alan parametre sayısını (genelleştirilmiş çan eğrisi için parametre sayısı üçtür.) göstermektedir. Soncul kısım boyutu hesaplanırken, bulanık kural çıkışının doğrusal fonksiyon olarak kullanıldığı kabul edilmiştir. Doğrusal fonksiyonda, sistemin her bir girişi için bir katsayı bulunmaktadır. Bu ek olarak bir de sabit sayı vardır. Bu yüzden  $(\text{Giriş\_Sayısı} + 1)$  ile çarpılmıştır. Bu tez çalışmasında her bir kural için, veri kümesi üretmek için kullanılan fonksiyonlar iki girişli olduğundan  $p$ ,  $q$  ve sabit sayıyı gösteren  $r$  olmak üzere üç değer optimize edilmeye çalışılmaktadır. Son olarak öncül ve soncul kısımların boyutları toplanarak bireyin boyutu elde edilir. Farklı kombinasyonlar için hesaplan birey boyutları Çizelge 4.2'de verilmiştir.

**Çizelge 4.2.** Herbir Giriş için Kullanılan Üyelik Fonksiyonu Sayısı ve Kural Sayısına göre Hesaplanan Birey Boyutları

| Giriş Sayısı | Her bir Giriş için Üyelik Fonksiyonu Sayısı | Kural Sayısı | Birey Boyutu |
|--------------|---|--------------|--------------|
| 2            | 2   | 4            | 24           |
| 2            | 3   | 9            | 45           |
| 2            | 4   | 16           | 72           |

### 4.3. Başlangıç Popülasyonun Oluşturulması

Başlangıç popülasyonu, belirlenen sayıda bireyin bölüm 4.2’de tarif edildiği şekilde üretilmesi sonucunda oluşmaktadır. Ancak popülasyon oluşturulurken, başlangıçta belirli kısıtları sağlaması ve iterasyonlar devam ederken de bu kısıtların korunması gerekebilmektedir. Diğer bir deyişle, bireylerin oluşturulacağı minimum ve maksimum aralık ne olmalıdır sorusunun cevaplanması gerekmektedir. Bu sorunun cevabı için, bu çalışmada bireyin öncül ve soncul kısımları ayrı ayrı ele alınarak incelenmiştir.

Öncül kısım için, Şekil 4.2’de verilen  $a$ ,  $b$  ve  $c$  parametrelerine göre genelleştirilmiş çan eğrisi üyelik fonksiyonundaki değişimler incelenmiş ve Çizelge 4.3 de verilen birey kodlamasının öncül kısmı için kullanılacak arama uzayının belirlenmesi yöntemi önerilmiştir. Böylece bireyin öncül kısmının her bir bitinin oluşturulacağı alt ve üst sınırlar belirlenmiştir. Soncul kısım için alt ve üst sınır yapılan deneysel çalışmalar sonucunda sırasıyla, -3 ile +3 olarak belirlenmiştir.

**Çizelge 4.3.** Birey Kodlamasının Öncül Kısmı için Kullanılacak Arama Uzayının Belirlenmesi

|  |
|--|
| <p><b>Her Bir Giriş için,</b></p> <p><math>mn = \text{Girişin minimum değeri};</math></p> <p><math>mx = \text{Girişin maksimum değeri};</math></p> <p><math>\text{aralık} = mx - mn;</math></p> <p><b>Her Bir Girişe ait Üyelik Fonksiyonun için,</b></p> <p><math>a_{min} = \text{aralık}/6; a_{mak} = \text{aralık}/2;</math></p> <p><math>b_{min} = 1; b_{mak} = 3;</math></p> <p><math>c_{min} = mn; c_{mak} = mx;</math></p> <p>Arama uzayı sınırlarını</p> <p><math>a_{min} \leq a \leq a_{mak}; b_{min} \leq b \leq b_{mak}; c_{min} \leq c \leq c_{mak}</math></p> <p>olacak şekilde belirle</p> <p><b>Bitti</b></p> <p><b>Bitti</b></p> |
|--|

Özetle, belirlenen alt ve üst sınırlar arasında olmak kısıtıyla, belirlenen sayıda birey rastgele bir biçimde oluşturularak başlangıç popülasyonu elde edilir.

#### 4.4. Uygunluk Fonksiyonun Açıklanması

Oluşturulan her bir bireyin çözüm kalitesini ölçmek için bir uygunluk fonksiyonu gereklidir. Bölüm 4.3'te ifade edildiği üzere popülasyondaki her bir birey, ayrı bir ANFIS yapısını temsil etmektedir. Diğer bir deyişle popülasyonda 20 birey var ise, 20 ayrı ANFIS yapısı var demektir ve hepsi problem için potansiyel bir çözümdür. Her bir çözümün kalitesi, çıkış değerlerini ne kadar iyi tahmin ettiği ile ölçülebilir. O zaman çözümün kalitesini ölçen uygunluk fonksiyonu olarak, sisteme ait gerçek çıkış değerleri ile ANFIS yapısını temsil eden EHO popülasyonundaki bireye ait hesaplanan tahmini çıkış değeri arasındaki hata miktarı kullanılabilir. Bu çalışmada hata miktarını ölçmek için formülü Denklem (4.2)'de verilen hataların karelerinin ortalamasının karekökü (RMSE) ölçütü kullanılmıştır.

$$RMSE = \sqrt{\frac{(p_1 - a_1)^2 + \dots + (p_i - a_i)^2 + \dots + (p_n - a_n)^2}{n}} \quad (4.2)$$

Burada;

$a_i$  : i. Veriye ait Gerçek çıkışı değerini,

$p_i$  : i. Veriye ait ANFIS\_EHO tarafından hesaplan tahmini çıkış değerini,

$n$  : Veri kümesindeki kayıt sayısını ( $1 \leq i \leq n$ )

göstermektedir.

Özetle, her bir bireye ait RMSE değeri hesaplanır ve o birey için uygunluk değeri olarak kullanılmaktadır.

#### 4.5. EHO Algoritması Kullanarak ANFIS Parametrelerinin Öğrenilmesi

ANFIS'e ait öncül ve soncul parametrelerin en uygun değerlerinin öğrenilmesi işlemine ANFIS'in eğitilmesi de denilmektedir. En uygun değeri öğrenme işlemi bir optimizasyon sürecidir ve bu sorunu çözmek için meta-sezgisel optimizasyon algoritmalarından faydalanılabilir. Bu tez çalışmasında, bu amaç için meta sezgisel bir algoritma olan ve Bölüm 3.4'te anlatılan EHO algoritması kullanılmıştır. Bölümün devamında, ANFIS eğitim işlemi için EHO algoritmasının nasıl kullanıldığı adım adım anlatılmıştır. Sunulan yöntem ANFIS-EHO ismi verilmiş ve sözde kodu Çizelge 4.4'te gösterilmiştir.

**Çizelge 4.4.** ANFIS-EHO Sözde Kodu

|  |
|--|
| <b>Adım 1:</b> Eğitim veri kümesini yükle;   |
| <b>Adım 2:</b> Hiper parametre değerlerini belirle (Çizelge 4.5);  |
| <b>Adım 3:</b> Başlangıç popülasyonu oluştur. (Bölüm 4.3);   |
| <b>Adım 4:</b> Bireylerin Uygunluk değerlerini hesapla;  |
| <b>Adım 5:</b> En iyiden uygunluktan en kötüye doğru popülasyonu sırala;                                 |
| <b>Adım 6:</b> <b>For</b> index = 1 <b>to</b> <i>MaxGen</i> <b>do</b> // Maksimum iterasyon sayısı kadar |
| Elitizm için en iyi <i>Keep</i> sayısı kadar bireyi koru;  |
| Populasyonu <i>KlanSayisi</i> kadar Klana böl;   |
| Klanları güncelle operatörü (Çizelge 3.1);   |
| Ayrılma operatörü (Çizelge 3.2);   |
| Klanları birleştir;  |
| Elde edilen yeni popülasyonun uygunluk değerlerini hesapla;  |
| En iyiden uygunluktan en kötüye doğru popülasyonu sırala;  |
| Korunan bireyleri, popülasyondaki en kötü uygunluk değerine sahip bireyler yerine kopyala;               |
| <b>End for .</b>   |

EHO algoritması başlatılmadan önce, algoritmaya ait hiper parametre değerlerinin belirlenmesi gerekmektedir. Bu hiper parametreler; maksimum iterasyon sayısı popülasyondaki birey sayısı, bireyleri boyutu, elitizm için saklanacak birey sayısını tutan keep değeri, popülasyonun kaç klana bölüneceği, yerel aramayı kontrol eden alpha ve genel aramayı kontrol eden beta değerleridir. Bu çalışmada kullanılan fil sürü optimizasyon algoritması hiper parametre değerleri Çizelge 4.5'te verilmiştir.

**Çizelge 4.5.** Fil Sürü Optimizasyon Algoritması Hiper Parametre Değerleri

| EHO için Hiper Parametre Değerleri |      |                  |                              |
|------------------------------------|------|------------------|------------------------------|
| Popülasyon                         | 20   | Keep             | 2                            |
| Maksimum İterasyon Sayısı          | 5000 | Birey Boyutu     | • 24 (4 Kurallı Sistem için) |
| Klan Sayısı                        | 5    |                  | • 45 (9 Kurallı Sistem için) |
| alpha ( $\alpha$ )                 | 1.95 | beta ( $\beta$ ) | 1.02                         |

Çizelge 4.5'e göre popülasyon boyutu 20, iterasyon sayısı 5000, popülasyondaki fil grupları olarak adlandırılan klan sayısı 5 alınmıştır. Keep (elitizm parametresi) bir sonraki nesle aktarılacak en iyi 2 fili temsil etmektedir. Birey Boyutu Bölüm 4.2'de anlatıldığı şekilde belirlenmiştir. Aynı zamanda uygulamada klan güncelleme işlemi için

alpha 1.95 ve klandaki lider filin konumunu gncellemek iin kullanılan beta deęeri 1.02 olarak kullanılmıřtır.

EHO algoritmasının orijinalinde, alpha ve beta hiper parametre deęerleri 0 ile 1 arasında bir sabit sayı olarak belirlenmektedir. Ancak bu tez alıřmasında ncl kısımdaki yelik fonksiyonlarına ait parametreleri belirlerken zellikle  $a$  ve  $c$  deęerleri iin  $[-1,0]$  veya  $[0,1]$  aralıęında deęerlerin sıklıkla retildięi grlmřtr. Bu deęerler,  $[0,1]$  aralıęında seilmiş bir alpha veya beta deęeri ile arpılıp leklendirildięinde, bireyin gncellenmesi iin hesaplan artıř miktarı olduka kk olmakta ve gncellemenin uygunluk deęeri zerinde bir etkisi olmamaktadır. Bundan dolayı bu deęerlerin 1'den byk seilmesi bu tez alıřmasında nerilmiřtir. Yapılan deneysel alıřmalar sonucunda, alpha 1.95 ve beta deęeri 1.02 olarak seilmiřtir.



## 5. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA

Bu tez çalışmasında, ANFIS'e ait öncül ve soncul parametrelerin en uygun değerlerinin EHO algoritması kullanılarak öğrenilmesi önerilmiştir. Lineer olmayan statik sistemlerin kimliklendirilmesi problemi üzerinden önerilen yöntemin başarısı ölçülmüş ve tartışılmıştır. Bu amaçla Bölüm. 4.1'de nasıl üretildiği anlatılan dört farklı veri kümesi kullanılmıştır. Amaç, sisteme verilen girişlere göre sistemin üreteceği çıkışların ANFIS-EHO kullanarak ne kadar doğru tahmin edildiğinin ölçülmesi ve oldukça popüler olan GA ve PSO algoritmalarının ANFIS eğitimindeki başarıları ile karşılaştırılmasıdır.

### 5.1 ANFIS-EHO Algoritmasına ait Araştırma Bulguları

Dört farklı lineer olmayan statik sistem kimliklendirilmesi için ANFIS-EHO'nun ürettiği çıkış değerleri ile gerçek çıkış değerleri arasındaki hatayı ölçen RMSE değerleri Çizelge 5.1'de sunulmuştur.

**Çizelge 5.1.** ANFIS-EHO'nun Lineer Olmayan Statik Sistemleri Kimliklendirme Başarısı (RMSE)

| S  | K.S* | P.S* | Eğitim        |               |               |               | Test          |               |               |               |
|----|------|------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
|    |      |      | En İyi        | Ort           | En Kötü       | S.Sapma       | En İyi        | Ort           | En Kötü       | S.Sapma       |
| s1 | 4    | 24   | 0,0768        | 0,0975        | 0,1252        | 0,0158        | 0,0746        | 0,0980        | 0,1323        | 0,0182        |
|    | 9    | 45   | 0,0322        | 0,0657        | 0,0837        | <b>0,0101</b> | 0,0379        | 0,0680        | 0,0878        | <b>0,0113</b> |
|    | 16   | 72   | <b>0,0299</b> | <b>0,0540</b> | <b>0,0762</b> | 0,0110        | <b>0,0317</b> | <b>0,0561</b> | <b>0,0828</b> | 0,0126        |
| s2 | 4    | 24   | 0,1367        | 0,1719        | 0,2074        | <b>0,0227</b> | 0,1440        | 0,1765        | 0,2117        | <b>0,0215</b> |
|    | 9    | 45   | 0,0845        | 0,1297        | 0,1687        | 0,0248        | 0,0982        | 0,1413        | 0,1798        | 0,0254        |
|    | 16   | 72   | <b>0,0803</b> | <b>0,1070</b> | <b>0,1561</b> | 0,0236        | <b>0,0799</b> | <b>0,1135</b> | <b>0,1743</b> | 0,0257        |
| s3 | 4    | 24   | 0,4155        | 0,4983        | 0,5799        | 0,0514        | 0,4474        | 0,5064        | 0,6102        | 0,0506        |
|    | 9    | 45   | 0,2586        | 0,3218        | 0,4354        | 0,0417        | 0,3015        | 0,3727        | 0,4753        | <b>0,0407</b> |
|    | 16   | 72   | <b>0,1912</b> | <b>0,2465</b> | <b>0,3097</b> | <b>0,0324</b> | <b>0,2085</b> | <b>0,3187</b> | <b>0,3885</b> | 0,0495        |
| s4 | 4    | 24   | <b>0,1340</b> | <b>0,1414</b> | <b>0,1466</b> | <b>0,0029</b> | <b>0,1225</b> | <b>0,1333</b> | <b>0,1440</b> | <b>0,0041</b> |
|    | 9    | 45   | 0,1352        | 0,1424        | 0,1571        | 0,0044        | 0,1252        | 0,1354        | 0,1475        | 0,0046        |
|    | 16   | 72   | 0,1380        | 0,1435        | 0,1546        | 0,0039        | 0,1288        | 0,1362        | 0,1471        | 0,0042        |

\*K.S. : Kural Sayısı, P.S. : Parametre Sayısı

Lineer olmayan s1, s2, s3, s4 statik sistemleri için tahminler arasındaki büyük hataları daha fazla dikkate aldığı için RMSE türünden ölçümler yapılmış ve değerlerinin dağılımını, performansını değerlendirmek için kullanılmıştır. Bu sistemler iki giriş ve bir çıkıştan oluşmaktadır. Her bir sistem için 4, 9, 16 kurallı 3 farklı ANFIS yapısı oluşturulmuştur. Her bir ANFIS yapısı, her bir sistem için Eğitim ve Test Kümeleri

üzerinde 30 kez çalıştırılmıştır. 30 çalışmanın en iyi, ortalama, en kötü ve standart sapma değerleri Çizelge 5.1’de ayrı ayrı raporlanmıştır. Sonuçlar incelendiğinde, kural ve parametre sayısı arttıkça eğitim hata değerinin iyileştiği gözlemlenirken, test hata değerinin de iyileştiği görülmektedir. Standart sapma değerlerinin düşük olması ise, 30 çalışmanın istikrarlı sonuçlar ürettiğini göstermektedir.

s1’de en iyi ortalama eğitim hatasının 72 parametrelili ANFIS yapısı için bulunduğu görülmektedir. 24 parametrelili ANFIS yapısının kullanılmasıyla ortalama eğitim hata değeri 0,0975 elde edilirken, 72 parametrelili yapıda %55,38 oranında artış gözlemlenerek 0,0540 olarak bulunmuştur. En iyi hata değeri ise 0,0299’dur. s1 için test değerleri, eğitim değerleriyle benzer davranışlar sergilemiştir. Test için en düşük ortalama hata 72 parametrelili yapı ile 0,0561 elde edilirken, 24 ile 45 parametrelili yapılarda sırasıyla 0,0980 ve 0,0680 sonuçları bulunmuştur.

s2’de eğitim ve test hata değerleri, parametre sayısı arttıkça iyileşmiş ve en iyi sonuçlar 72 parametrelili ANFIS yapısı ile elde edilmiştir. Eğitim ve test için sırasıyla 0,1070 ve 0,1135 ortalama hata değerleri bulunmuştur. En iyi eğitim hata değeri 72 parametrelili yapıda 0,0803 elde edilirken, en iyi test hata değeri 72 parametrelili yapıda 0,0799 hata değerleri elde edilmiştir.

s3’te; eğitim ve test hata değerleri, parametre sayısına göre karşılaştırıldığında en iyi sonuçlar 72 parametrelili ANFIS yapısı ile elde edilmiştir. 24 parametrelili yapıda bulunan ortalama eğitim ve test hataları sırasıyla 0,4983 ve 0,5064’tür. 72 parametrelili yapıda ise eğitim için %49,46 ve test için %62,93 oranında performans artışı gözlemlenmiş, sırasıyla 0,2465 ve 0,3187 ortalama hata değerleri elde edilmiştir. En iyi eğitim hata değeri ise 72 parametrelili yapıda 0,1912 olarak bulunmuştur.

s4’te parametre ve kural sayısının artması ile performans değişimi olmadığı gözlemlenmiştir. Ortalama hata değeri eğitim için 24 parametrelili yapıda 0,1414 elde edilirken bu durum test içinde aynı parametre sayısında 0,1440 olarak bulunmuştur. En iyi hata değeri 24 parametrelili yapıda 0,1340 elde edilmiştir. s4’te diğer sistemlere göre farklılık gösterip parametre ve kural sayısı arttıkça hata değerinin iyileşmediği gözlemlenmiştir. s4’te diğer fonksiyonlardan farkı, giriş değer aralığının [-10,10] arasında olmasıdır. Arama uzayının büyük olması sebebinden dolayı daha fazla birey ile arama uzayının araştırılması gerçekleştirilmiştir ve sonuçlar Çizelge 5.2’de verilmiştir. Çalışmada s4 için 20, 40, 60 popülasyon boyutlarında sırasıyla 4, 9, 16 kurallı 24, 45 72 parametreleri ile çalıştırılmıştır. Popülasyon boyutu dışındaki hiper parametre değerleri Çizelge 4.5’te verilenler ile aynı olarak kullanılmıştır. Her bir çalıştırma 30 kez

tekrarlanmış ve çalıştırmalar sonucunda RMSE hata değerlerinin eğitim ve test kümeleri için ayrı ayrı en iyi, ortalama, en kötü ve standart sapma hata değerleri raporlanmıştır.

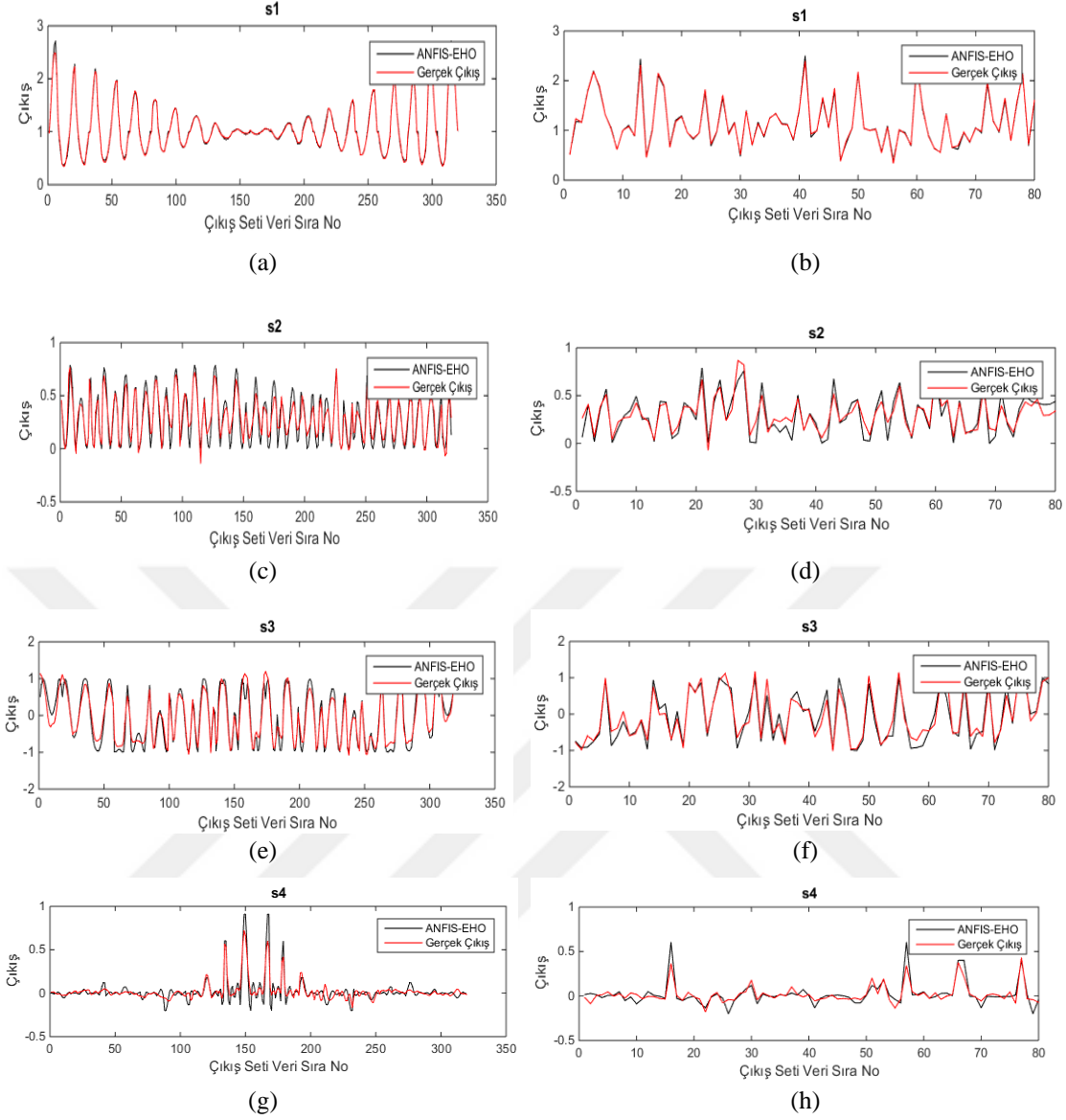
**Çizelge 5.2.** Farklı popülasyon boyutlarına göre s4 ait RMSE değerleri

| s4                | K.S* | P.S* | Eğitim |               |               |               | Test          |               |               |               |               |
|-------------------|------|------|--------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
|                   |      |      | En İyi | Ort           | En Kötü       | S.Sapma       | En İyi        | Ort           | En Kötü       | S.Sapma       |               |
| Popülasyon Boyutu | 20   | 4    | 24     | <b>0,1340</b> | <b>0,1414</b> | <b>0,1466</b> | <b>0,0029</b> | <b>0,1225</b> | <b>0,1333</b> | <b>0,1440</b> | <b>0,0041</b> |
|                   |      | 9    | 45     | 0,1352        | 0,1424        | 0,1571        | 0,0044        | 0,1252        | 0,1354        | 0,1475        | 0,0046        |
|                   |      | 16   | 72     | 0,1380        | 0,1435        | 0,1546        | 0,0039        | 0,1288        | 0,1362        | 0,1471        | 0,0042        |
|                   | 40   | 4    | 24     | <b>0,0825</b> | 0,1235        | 0,1432        | 0,0174        | 0,0742        | 0,1182        | 0,1352        | 0,0190        |
|                   |      | 9    | 45     | 0,0853        | 0,1095        | 0,1292        | 0,0125        | <b>0,0708</b> | 0,1062        | 0,1361        | 0,0158        |
|                   |      | 16   | 72     | 0,0879        | <b>0,1071</b> | <b>0,1240</b> | <b>0,0088</b> | 0,0745        | <b>0,1041</b> | <b>0,1325</b> | <b>0,0124</b> |
|                   | 60   | 4    | 24     | 0,0770        | 0,1064        | 0,1359        | 0,0227        | 0,0548        | 0,0988        | 0,1334        | 0,0275        |
|                   |      | 9    | 45     | 0,0758        | 0,0970        | 0,1290        | 0,0147        | 0,0645        | 0,0931        | 0,1328        | 0,0178        |
|                   |      | 16   | 72     | <b>0,0665</b> | <b>0,0861</b> | <b>0,1026</b> | <b>0,0094</b> | <b>0,0526</b> | <b>0,0812</b> | <b>0,1132</b> | <b>0,0130</b> |

\*K.S. : Kural Sayısı, P.S. : Parametre Sayısı

s4 doğrusal olmayan statik fonksiyonu, eğitim ve test kümeleri için kural ve parametre sayısına bağlı olarak incelendiğinde RMSE hata değerinin popülasyon boyutuna göre değiştiği gözlemlenmiştir. Popülasyon büyüklüğü 20 alındığında eğitim ve test kümeleri için 24 parametre yapısında ortalama hata değeri sırasıyla en düşük 0,1414 ve 0,1333 elde edilmiştir. En iyi hata değeri 24 parametrelili yapıda 0,1340 elde edilmiştir. Standart sapma değerleri eğitim ve test için sırasıyla 24 parametrelili yapıda 0,0029 ve 0,0041 elde edilmiştir. Popülasyon boyutu artırılıp 40 alındığında; ortalama hata değeri eğitim ve test için sırasıyla 0,1071 ve 0,1041 elde edilmiştir. En iyi hata değeri eğitim ve test için farklılık gösterip, eğitim için 24 parametrelili yapıda 0,0825 elde edilirken, test için en iyi hata değeri 0,0708 elde edilmiştir. Standart sapma değerleri eğitim ve test için 72 parametrelili yapıda 0,0088 ve 0,0124 olarak bulunmuştur. Popülasyon boyutu 60 alındığında; eğitim ve test için en düşük hata değerleri 72 parametrelili yapıda sırasıyla 0,0861 ve 0,0812 elde edilmiştir. En iyi hata eğitim için 0,0665 elde edilirken, test için 0,0526 elde edilmiştir. Standart sapma değerleri ise 0,0094 ve 0,0130 olarak bulunmuştur. Çalışma sonunda s4 için popülasyon boyutu arttıkça hata değerini iyileştirdiği gözlemlenmiştir.

Şekil 5.1’de s1, s2, s3 ve s4 için eğitim ve test kümeleri gerçek çıkışları ile ANFIS-EHO’nun ürettiği tahmini çıkışların grafikleri verilmiştir. Grafiklerde, Çizelge 5.1 ve 5.2’de yer alan en düşük RMSE değerine sahip ANFIS yapısından elde edilen sonuçlar çizdirilmiştir. s1, s2 s3 için popülasyon boyutu 20, s4 için popülasyon boyutu 60 olan çalışmaların sonuçları kullanılmıştır.



**Şekil 5.1.** a) s1 Eğitim b) s1 Test c) s2 Eğitim d) s2 Test e) s3 Eğitim f) s3 Test g) s4 Eğitim h) s4 Test kümeleri için Gerçek Çıkış ile ANFIS-EHO'nun ürettiği Tahmini Çıkış Grafikleri

Grafikler incelendiğinde, s1 için hem eğitim hem test kümesinde çok iyi bir uyumun gerçekleştiği görülmektedir. s2 ve s3 nispeten daha zor fonksiyonlar olmasına rağmen, onlarda da uyumlu grafiklerin elde edildiği gözlemlenmiştir. Daha ayrıntılı inceleme için eğitim ve test kümeleri için  $R^2$  değerleri Çizelge 5.3'te, saçılma grafikleri ise Şekil 5.2'de verilmiştir.

$R^2$  ölçütü, Denklem (5.1)'de verilen formül kullanılarak hesaplanır:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_{tahmin(i)} - y_{gerçek(i)})^2}{\sum_{i=1}^N (y_{tahmin(i)} - \bar{y}_{gerçek})^2} \quad (5.1)$$

Burada,  $N$  : Veri kümesindeki kayıt sayısını,  $y_{tahmin(i)}$  : i. giriş için ANFIS-EHO tarafından hesaplanan tahmini çıkışı,  $y_{gerçek(i)}$  : i. giriş için çıkışın gerçek değerini,

$\overline{y_{gerçek}}$  : Gerçek çıkış değerlerinin ortalamasını göstermektedir.  $R^2$  başarı ölçütü, modelinin ürettiği tahmin değerlerinin, gerçek verilere ne kadar iyi uyduğunu ölçmek için kullanılan bir ölçüttür.  $R^2$ 'nin değeri 0 ile 1 arasında değişir. 1, modelin gerçek verilere mükemmel bir şekilde uyduğunu gösterirken 0 ise, modelin gerçek verilere hiçbir şekilde uymadığını gösterir.

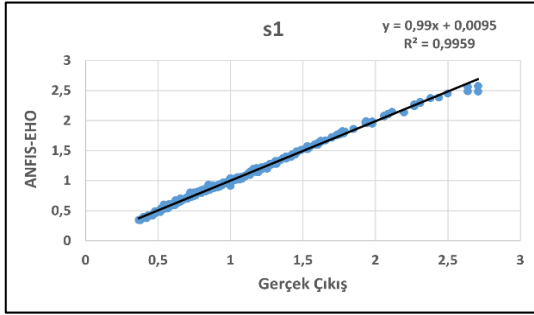
**Çizelge 5.3.** ANFIS-EHO'nun Lineer Olmayan Statik Sistemleri Kimliklendirme Başarısı (  $R^2$  )

| S  | K.S* | P.S* | Eğitim        |               |               |               | Test          |               |               |               |
|----|------|------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
|    |      |      | En İyi        | Ort           | En Kötü       | S.Sapma       | En İyi        | Ort           | En Kötü       | S.Sapma       |
| s1 | 4    | 24   | 0,9725        | 0,9545        | 0,9268        | <b>0,0144</b> | 0,9777        | 0,9602        | 0,9298        | <b>0,0142</b> |
|    | 9    | 45   | 0,9952        | 0,9794        | 0,9673        | 0,0059        | 0,9942        | 0,9810        | 0,9691        | 0,0060        |
|    | 16   | 72   | <b>0,9959</b> | <b>0,9858</b> | <b>0,9729</b> | 0,0056        | <b>0,9960</b> | <b>0,9867</b> | <b>0,9725</b> | 0,0058        |
| s2 | 4    | 24   | 0,6201        | 0,3894        | 0,1258        | <b>0,1593</b> | 0,5592        | 0,3285        | 0,0481        | <b>0,1623</b> |
|    | 9    | 45   | 0,8548        | 0,6459        | 0,4217        | 0,1259        | 0,7951        | 0,5625        | 0,3132        | 0,1477        |
|    | 16   | 72   | <b>0,8812</b> | <b>0,7563</b> | <b>0,5049</b> | 0,1117        | <b>0,8666</b> | <b>0,7128</b> | <b>0,3544</b> | 0,1364        |
| s3 | 4    | 24   | 0,6376        | 0,4734        | 0,2943        | <b>0,1102</b> | 0,5913        | 0,4713        | 0,2397        | <b>0,1081</b> |
|    | 9    | 45   | 0,8596        | 0,7792        | 0,6022        | 0,0585        | 0,8144        | 0,7131        | 0,5387        | 0,0630        |
|    | 16   | 72   | <b>0,9256</b> | <b>0,8703</b> | <b>0,7987</b> | 0,0342        | <b>0,9137</b> | <b>0,7877</b> | <b>0,6919</b> | 0,0620        |
| s4 | 4    | 24   | 0,7153        | 0,4326        | 0,1139        | <b>0,2315</b> | 0,8354        | 0,4246        | 0,0240        | <b>0,2901</b> |
|    | 9    | 45   | 0,7239        | 0,5388        | 0,2013        | 0,1438        | 0,7723        | 0,5082        | 0,0326        | 0,1943        |
|    | 16   | 72   | <b>0,8026</b> | <b>0,6398</b> | <b>0,4948</b> | 0,0770        | <b>0,8486</b> | <b>0,6298</b> | <b>0,2979</b> | 0,1190        |

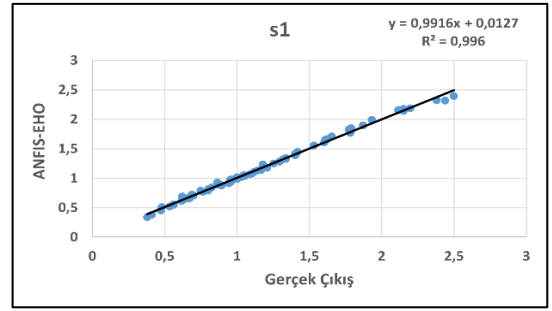
\*K.S. : Kural Sayısı, P.S. : Parametre Sayısı

Çizelge 5.3'te gösterilen  $R^2$  ölçütüne göre ANFIS-EHO'nun lineer olmayan statik sistemleri kimliklendirme başarısı incelendiğinde; s1'in 72 parametrelili yapıda eğitim ve test kümeleri için ortalama  $R^2$  değerleri sırasıyla mükemmel yakın şekilde 0,9858 ve 0,9867 olarak elde edilmiştir. En iyi  $R^2$  değeri 72 parametrelili yapıda eğitim kısmında 0,9959 ve test kısmında 0,9960 olarak bulunmuştur. s2'de, eğitim ve test kümeleri için 72 parametrelili yapıda sırasıyla 0,7563 ve 0,7128 ortalama  $R^2$  değerleri elde edilmiştir. En iyi  $R^2$  değeri 72 parametrelili yapıda eğitim ve test kısmında sırasıyla 0,8812 ve 0,8666 olarak bulunmuştur. s3'de, ortalama  $R^2$  değeri 72 parametrelili yapıda eğitim ve test aşamasında 0,8703 ve 0,7877 elde edilmiştir. En iyi  $R^2$  değerleri yine 16 kurallı 72 parametrelili yapıda eğitim ve test kümelerinde sırasıyla 0,9256 ve 0,9137 olarak elde edilmiştir. Bu değerler ile s1'den sonra en yüksek performans gösteren sistem olmuştur. s4'de, 72 parametrelili yapıda eğitim ve test kısmında sırasıyla ortalama  $R^2$  değeri 0,6398 ve 0,6298 elde edilmiştir. En iyi  $R^2$  değerleri ise 72 parametrelili yapıda eğitim ve test

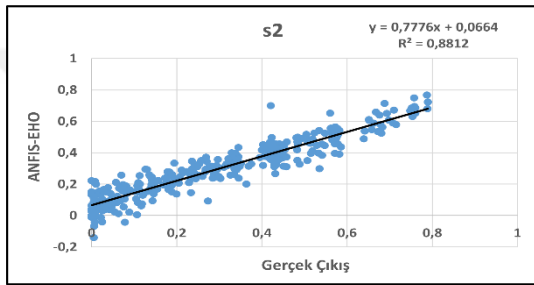
aşamasında sırasıyla 0,8026 ve 0,8486 olarak bulunmuştur. En iyi  $R^2$  değerine sahip çözümlere ait saçılma grafikleri Şekil 5.2’de sunulmuştur.



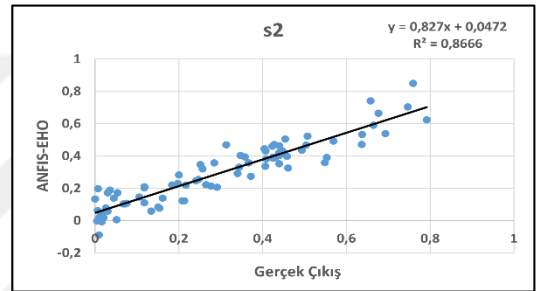
(a)



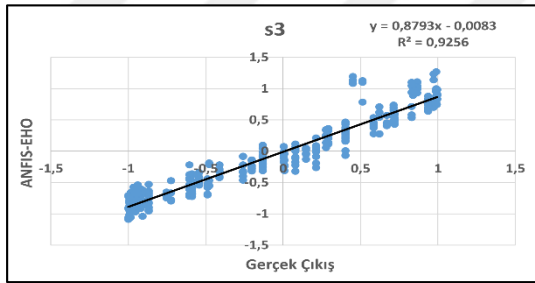
(b)



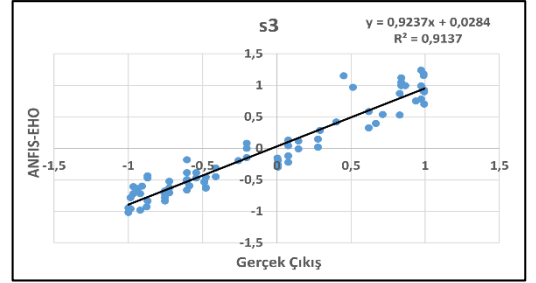
(c)



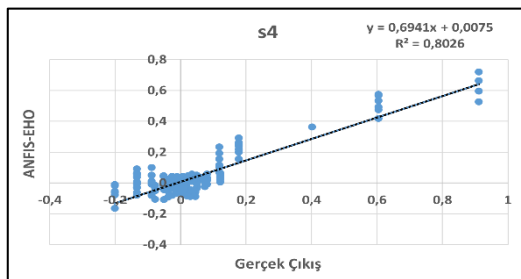
(d)



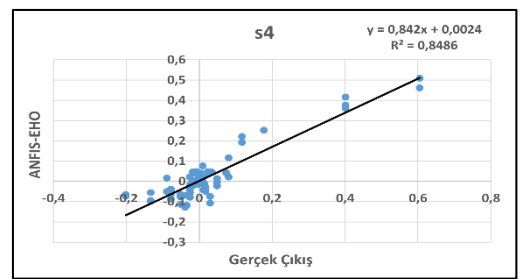
(e)



(f)



(g)



(h)

Şekil 5.2. a) s1 Eğitim b) s1 Test c) s2 Eğitim d) s2 Test e) s3 Eğitim f) s3 Test g) s4 Eğitim h) s4 Test için “Tahmin-Gerçek Değer” saçılma grafiği

s1, s2, s3, ve s4'e ait eğitim ve test kümeleri için  $R^2$  saçılma grafikleri Şekil 5.2'de sunulmuştur. Eğitim kümeleri için tüm dağılım ilişkileri 0.80 üzerindedir. Diğer bir deyişle gerçek çıkış ile tahmin edilen çıkış arasında anlamlı bir ilişki vardır. s1 ve s2 de tam ilişkiye oldukça yakındır. Sistemin hiç görmediği verilerden oluşan test kümesi için grafikler incelendiğinde, 0.99 değeri ile en yüksek ilişki s1 de görülürken, s3 için 0.917, s2 için 0.866 ve s4 için 0.848  $R^2$  değerlerinin hesaplandığı görülmüştür. Sonuçla tüm problemler için yaklaşık 0.85 değerinin üstünde ilişki derecesi bulunmuştur. Bu sonuçlar ışığında ANFIS-EHO yönteminin tahmin yeteneğinin istikrarlı olduğu tespit edilmiştir.

## 5.2 ANFIS-EHO Algoritması ile GA ve PSO Algoritmalarının Karşılaştırılması

ANFIS parametrelerini öğrenmek için meta sezgisel algoritmaların kullanılabilirdiğinden daha önce bahsedilmişti. Önerilen ANFIS-EHO yönteminin başarısını tartışmak için, problem çözme başarıları geniş bir yelpazeye yayılmış olan GA ve PSO meta-sezgisel algoritmaları bu tez çalışmasında seçilmiştir. Bir önceki bölümde yapılan deneysel çalışmalar incelendiğinde, en iyi sonuçların 16 kurallı (72 parametrelili) ANFIS yapıları için elde edildiği görülmüştür. Bu sebeple GA ve PSO, 16 kurallı ANFIS yapısını öğrenmesi için kullanılmıştır. Her bir problem için 30 kez çalıştırılmış ve RMSE sonuçlarının ortalaması Çizelge 5.5'te raporlanmıştır. Bu uygulamada kullanılan GA, PSO, EHO algoritmalarının popülasyon boyutu; s1, s2, s3 lineer olmayan statik sistemlerde 20, s4 sisteminde ise 60 olarak ayarlanmış ve her biri 5000 iterasyonda çalıştırılmıştır. Çizelge 5.4'te GA ve PSO algoritmasında kullanılan hiper parametrelerin değerleri verilmiştir. EHO algoritması için ise Çizelge 4.5'te verilen değerler kullanılmıştır.

**Çizelge 5.4.** GA ve PSO için kullanılan hiper parametre değerleri

| GA               |     | PSO |   |
|------------------|-----|-----|---|
| Çaprazlama Oranı | 0.7 | c1  | 1 |
| Mutasyon Oranı   | 0.1 | c2  | 2 |

**Çizelge 5.5.** ANFIS-EHO, GA ve PSO 'nun 16 Kurallı ANFIS yapısı eğitimi için RMSE ortalamaları

| F  | GA     |        | PSO    |        | ANFIS-EHO     |               |
|----|--------|--------|--------|--------|---------------|---------------|
|    | Eğitim | Test   | Eğitim | Test   | Eğitim        | Test          |
| s1 | 0,0709 | 0,0771 | 0,0782 | 0,0808 | <b>0,0540</b> | <b>0,0561</b> |
| s2 | 0,1728 | 0,1796 | 0,1845 | 0,1897 | <b>0,1070</b> | <b>0,1135</b> |
| s3 | 0,2701 | 0,3243 | 0,3271 | 0,3936 | <b>0,2465</b> | <b>0,3187</b> |
| s4 | 0,1277 | 0,1241 | 0,1282 | 0,1250 | <b>0,0861</b> | <b>0,0812</b> |

Çalışma sonuçlarını Çizelge 5.5'e bakılarak incelendiğinde; EHO algoritmasının GA ve PSO algoritmalarına göre daha iyi değerler elde ettiği görülmüştür. s1'in eğitim aşamasında EHO ile 0,0540 en iyi ortalama hata değeri ile GA algoritmasında 0,0709 ortalama hata değeri elde ederken PSO algoritmasında 0,0782 değeri ile elde edilmiştir. Test aşamasında da bu durum benzerlik gösterip EHO ile 0,0561 elde edilirken GA ve PSO algoritmalarında 0,0771 ve 0,0808 ortalama hata değeri elde edilmiştir. s2'nin eğitimde 0,1070 ortalama hata değeri ile en iyi EHO algoritmasıyla elde edilirken, GA ve PSO algoritmalarında sırasıyla 0,1728 ve 0,1845 değerleri elde edilmiştir. s1 sisteminde olduğu gibi GA ve PSO birbirine yakın sonuçlar vermiştir. Test aşamasında ise en iyi ortalama hata değeri 0,1135 ile EHO algoritması ile elde edilirken GA ve PSO da sırasıyla 0,1796 ve 0,1897 değerleri elde edilmiştir. s3'te eğitim aşamasında en iyi ortalama hata değeri 0,2465 EHO ile elde edilirken, GA ve PSO algoritmalarında sırasıyla 0,2701 ve 0,3271 elde edilmiştir. Test aşamasında ise 0,3187 değeri ile en iyi ortalama hata değeri EHO ile başarı gösterirken, GA algoritmasında 0,3243 ve PSO'da 0,3936 olarak değerler elde edilmiştir. s4'te eğitim aşamasında EHO algoritmasında ortalama hata değeri 0,0861 elde edilirken, GA ve PSO algoritmalarında sırasıyla 0,1277 değeri ile ve 0,1282 değeri ile başarı elde edilmiştir. Test aşamasında EHO algoritmasında ortalama hata değeri 0,0812 elde edilirken, GA ve PSO algoritmalarında sırasıyla 0,1241 ve 0,1250 değerleri elde edilmiştir.

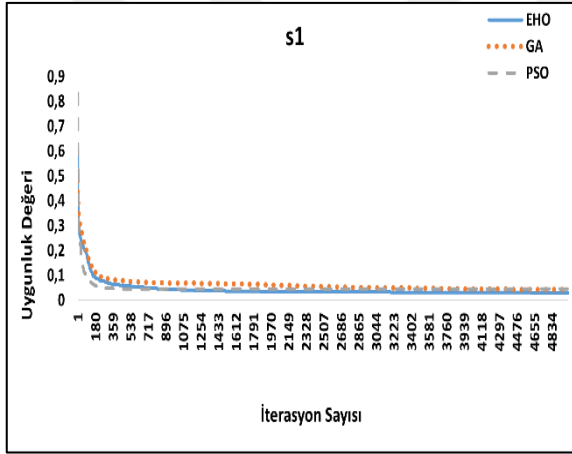
EHO algoritması ile elde edilen sonuçların anlamlılığını değerlendirmek için Wilcoxon işaret sıra testi uygulanmıştır. "ANFIS parametre öğreniminde EHO ile GA / PSO algoritmasının arasında %95 önem seviyesinde istatistiksel olarak anlamlı bir fark yoktur" hipotezi sınanmıştır. Test sonucunda elde edilen p değerleri Çizelge 5.6'da verilmiştir.

**Çizelge 5.6.** Lineer Olmayan Statik Sistemler İçin Wilcoxon İşaret Sıra Testi p değeri Sonuçları

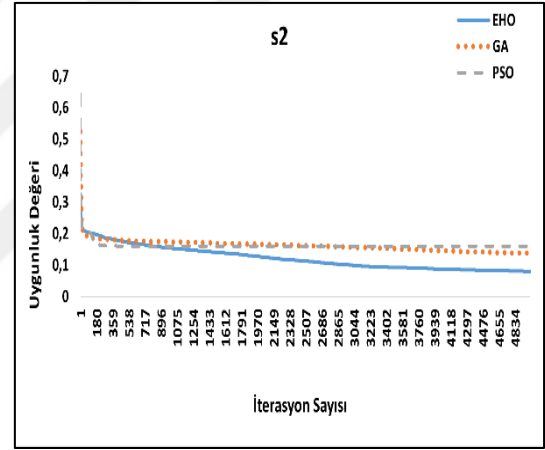
| F  | GA-EHO |        | PSO-EHO |        |
|----|--------|--------|---------|--------|
|    | Eğitim | Test   | Eğitim  | Test   |
| s1 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000  | 0,0000 |
| s2 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000  | 0,0000 |
| s3 | 0,0082 | 0,0734 | 0,0000  | 0,0000 |
| s4 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000  | 0,0000 |

Bu sonuçlara göre; s3 probleminin Test kümesi hariç, diğer tüm hipotezler p değeri 0.05'ten küçük olduğu için reddedilmiştir. Yani, ANFIS yapısının öğrenilmesinde GA veya PSO'nun kullanımı ile EHO'nun kullanımı arasında %95 önem seviyesinde

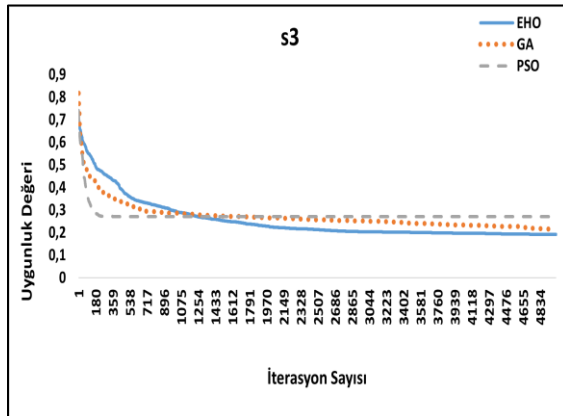
istatistiksel olarak anlamlı bir fark vardır. Hangi algoritmanın daha iyi olduğunu anlamak için RMSE- iterasyon sayısı grafikleri (Şekil5.3) ve başarı sıra grafikleri (Şekil5.4) incelenmiştir. Lineer olmayan s1, s2, s3 ve s4 statik sistemleri için, 30 çalıştırmanın her birinde her bir algoritmanın uygunluk değerine göre kaçınıcı olduğu (1. , 2. ve 3. şekilde) yazılmış ve ortalama başarı sırası Şekil 5.4'te gösterilmiştir. Başarı sıra değeri ne kadar küçük olursa o kadar yüksek başarı elde edilmiş demektir. Bu hesaplamalar sonuçları incelendiğinde; Lineer olmayan s1, s2, s3 ve s4 statik sistemleri için EHO algoritmasının GA ve PSO algoritmalarına kıyasla çok daha yüksek başarı elde edildiği görülmektedir. En düşük başarı sırası ise PSO algoritmasında görülmektedir. 30 çalışma içinden en iyi sonuçlara ait 5000 iterasyon boyunca RMSE değerlerini Şekil 5.3'te gösterilmiştir. Bu grafikler incelendiğinde, EHO'nun istikrarlı bir öğrenme gösterdiği görülmektedir.



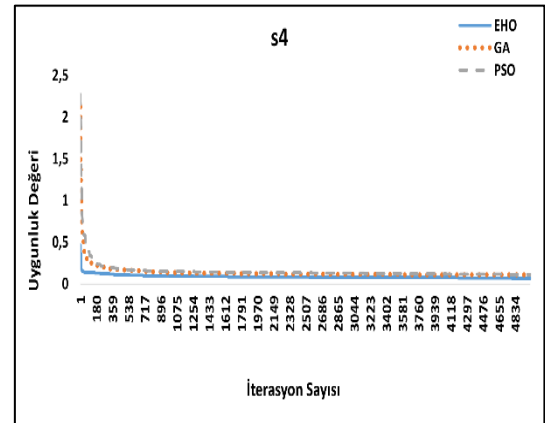
(a)



(b)

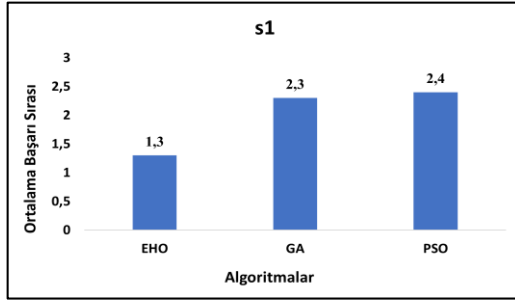


(c)

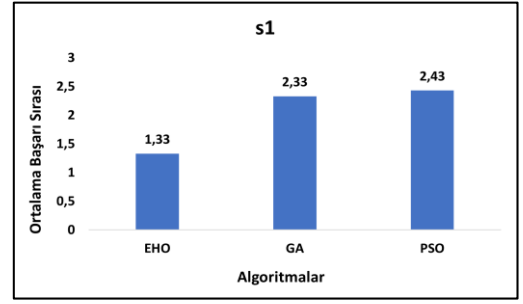


(d)

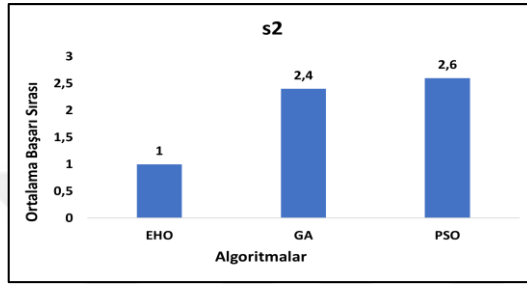
Şekil 5.3. a)s1 b)s2 c)s3 d)s4 için “Uygunluk Değeri-İterasyon Sayısı” grafiği



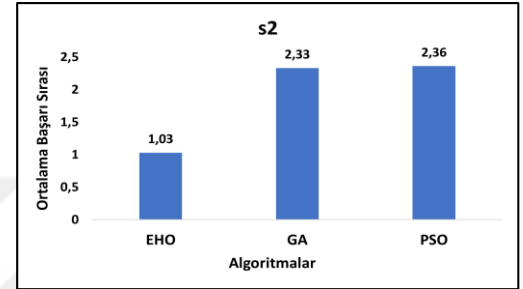
(a)



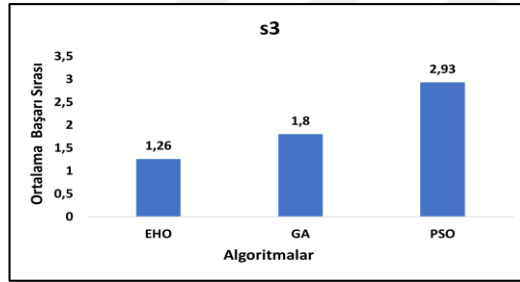
(b)



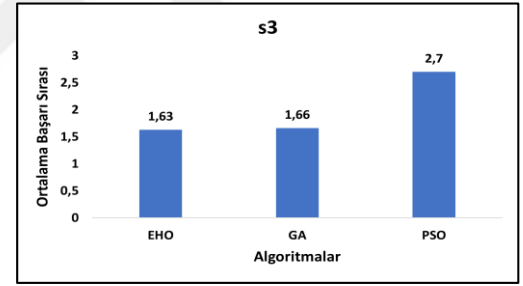
(c)



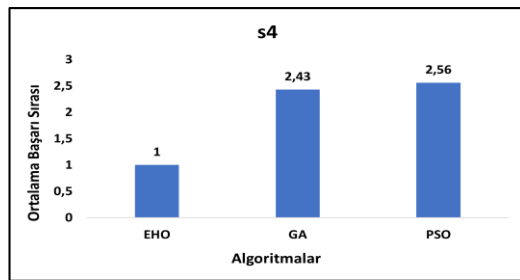
(d)



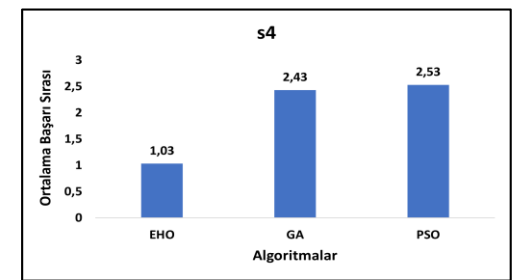
(e)



(f)



(g)



(h)

**Şekil 5.4.** a) s1 Eğitim b) s1 Test c) s2 Eğitim d) s2 Test e) s3 Eğitim f) s3 Test g) s4 Eğitim h) s4 Test için “Ortalama Başarı Sırası-Algoritmalar” grafiği

Bu sonuçlar ışığında ANFIS eğitiminde EHO algoritmasının kullanımının başarılı ve etkili olduğu söylenebilmektedir.

## 6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

### 6.1 Sonuçlar

Yapılan tez çalışmasında, ANFIS parametrelerinin eğitimi için EHO algoritması kullanılmış ve elde edilen sonuçlar değerlendirilmiştir. Çalışmada, modelin başarısını değerlendirmek için RMSE hata değeri,  $R^2$  değeri ve ortalama başarı sıralamaları incelenmiştir. Sonuçlar incelendiğinde RMSE hata türüne göre eğitim kümesi için en iyi sonuçlar s1, s2, s3 ve s4 problemleri için sırasıyla 0,0299, 0,0803, 0,1912, 0,0665 olarak elde edilmiştir.  $R^2$  ölçütüne göre bu sistemler için sırasıyla 0,9959, 0,812, 0,9256 ve 0,8026 başarı değerleri bulunmuştur. Test kümesi için en iyi sonuçlar sırasıyla 0,0317, 0,0799, 0,2085, 0,0526 olarak elde edilmiştir.  $R^2$  ölçütüne göre ise sırasıyla 0,9960, 0,866, 0,9137 ve 0,8486 başarı değerleri bulunmuştur. Lineer olmayan s1, s2, s3, s4 statik sistemleri için en iyi sonuçlar 16 kurallı ANFIS yapılarında elde edildi. Diğer meta sezgisel algoritmaları ile EHO'nun başarısını tartışmak için, 16 Kurallı yapı Genetik Algoritmalar ve Parçacık sürü optimizasyonu ile de eğitildi. Her bir problem için GA ve PSO 30 kez çalıştırıldı ve sonuçlar EHO algoritmasından elde edilen sonuçlar ile Wilcoxon işaret sıra testi kullanarak kıyaslandı. GA için s3'ün test kümesi hariç, diğer tüm hipotez testleri %95 önem seviyesi için reddedildi. Aralarında istatistiksel bir fark olduğu görülen algoritmalar ortalama başarı sıralarına göre de kıyaslandı. Bu karşılaştırma sonucunda, s1, s2, s3, s4 için eğitim ve test aşamasının tümünde EHO algoritmasının en küçük başarı sıra değerine sahip olduğu görülmüştür (Düşük başarı değeri makbuldür. 30 çalıştırmanın çoğunda birinci sıradaki algoritma olduğu anlamına gelmektedir.) Bu da EHO algoritmasının ANFIS parametrelerinin öğrenilmesi sürecinde diğer GA ve PSO göre daha etkili ve başarılı olduğunu göstermektedir.

### 6.2 Öneriler

Gerçek dünya problemlerine veya bulanık sistemlere uygulanacak olan optimizasyon problemlerinde EHO algoritması kullanılması ve sonuçların diğer yöntemlerle karşılaştırılması önerilebilir. Ayrıca, EHO algoritmasının parametrelerini optimize etmek için farklı ayarlar veya değişkenler deneyerek algoritmanın performansını daha da geliştirmek mümkün olabilir. Bu tez çalışmasında uygulanan EHO algoritmasının geliştirilen yeni varyantları kullanılarak performans karşılaştırması yapılabilir.

## 7. KAYNAKLAR

- Abdollahizad, S., Balafar, M. A., Feizizadeh, B., Babazadeh Sangar, A., & Samadzamini, K. (2021). Using hybrid artificial intelligence approach based on a neuro-fuzzy system and evolutionary algorithms for modeling landslide susceptibility in East Azerbaijan Province, Iran. *Earth Science Informatics*, 14(4). <https://doi.org/10.1007/s12145-021-00644-z>
- Al Badwawi, R., Issa, W. R., Mallick, T. K., & Abusara, M. (2019). Supervisory Control for Power Management of an Islanded AC Microgrid Using a Frequency Signalling-Based Fuzzy Logic Controller. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 10(1). <https://doi.org/10.1109/TSTE.2018.2825655>
- Ali, M. E. M., Durdu, A., Celtek, S. A., & Yilmaz, A. (2021). An Adaptive Method for Traffic Signal Control Based on Fuzzy Logic with Webster and Modified Webster Formula Using SUMO Traffic Simulator. *IEEE Access*, 9. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3094270>
- Alimi, O. A., Ouahada, K., & Abu-Mahfouz, A. M. (2020). A Review of Machine Learning Approaches to Power System Security and Stability. İçinde *IEEE Access* (C. 8). <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3003568>
- Al-Mahasneh, M., Aljarrah, M., Rababah, T., & Alu'datt, M. (2016). Application of Hybrid Neural Fuzzy System (ANFIS) in Food Processing and Technology. İçinde *Food Engineering Reviews* (C. 8, Sayı 3). <https://doi.org/10.1007/s12393-016-9141-7>
- Almufti, S. M., Asaad, R. R., & Salim, B. W. (2018). Review on Elephant Herding Optimization Algorithm Performance in Solving Optimization Problems. *International Journal of Engineering & Technology*, 7(4). <https://doi.org/10.14419/ijet.v7i4.23127>
- Bahadır, E. (2017). Bulanık Mantık Yaklaşımının Eğitim Çalışmalarında Kullanılmasının Alan Yazın Işığında Değerlendirilmesi. *Uluslararası Sosyal Ve Eğitim Bilimleri Dergisi*. <https://doi.org/10.20860/İjoses.294783>
- Banadkooki, F. B., Ehteram, M., Panahi, F., Sh. Sammen, S., Othman, F. B., & EL-Shafie, A. (2020). Estimation of total dissolved solids (TDS) using new hybrid machine learning models. *Journal of Hydrology*, 587. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.124989>
- Cherkassky, V., Gehring, D., & Mulier, F. (1996). Comparison of adaptive methods for function estimation from samples. İçinde *IEEE Transactions on Neural Networks* (C. 7, Sayı 4). <https://doi.org/10.1109/72.508939>
- Doğan, O. (2016). Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sisteminin (Anfis) Talep Tahmini İçin Kullanımı Ve Bir Uygulama. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi Ve İdari Bilimler Dergisi*, 31(1). <https://doi.org/10.24988/Deuiibf.2016311513>
- Dokur, E., Yuzgec, U., & Kurban, M. (2021). Performance Comparison of Hybrid Neuro-Fuzzy Models using Meta-Heuristic Algorithms for Short-Term Wind Speed Forecasting. *Electrica*, 21(3). <https://doi.org/10.5152/electrica.2021.21042>
- Dorigo, M., & Di Caro, G. (1999). Ant colony optimization: A new meta-heuristic. *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, CEC 1999*, 2. <https://doi.org/10.1109/CEC.1999.782657>
- Fernández, F., & Gutiérrez, J. (2003). A Takagi-Sugeno model with fuzzy inputs viewed from multidimensional interval analysis. *Fuzzy Sets and Systems*, 135(1 SPEC.). [https://doi.org/10.1016/S0165-0114\(02\)00249-X](https://doi.org/10.1016/S0165-0114(02)00249-X)

- Ghosh, S., Biswas, S., Sarkar, D., & Sarkar, P. P. (2014). A novel Neuro-fuzzy classification technique for data mining. *Egyptian Informatics Journal*, 15(3). <https://doi.org/10.1016/j.eij.2014.08.001>
- Gökçe, B., & Sonugür, G. (2016). Productivity Analysis in Processed Natural Stones Production Process by Neural Networks and ANFIS Methods. *Afyon Kocatepe University Journal of Sciences and Engineering*, 16(1). <https://doi.org/10.5578/fmbd.13951>
- Gu, X., Han, J., Shen, Q., & Angelov, P. P. (2022). Autonomous learning for fuzzy systems: a review. *Artificial Intelligence Review*. <https://doi.org/10.1007/s10462-022-10355-6>
- Gupta, R., Srivastava, D., Sahu, M., Tiwari, S., Ambasta, R. K., & Kumar, P. (2021). Artificial intelligence to deep learning: machine intelligence approach for drug discovery. *Molecular Diversity*, 25(3). <https://doi.org/10.1007/s11030-021-10217-3>
- Haykin, S. (1999). Neural networks: a comprehensive foundation by Simon Haykin. İçinde *The Knowledge Engineering Review* (C. 13, Sayı 4).
- Huang, G. Bin, Zhou, H., Ding, X., & Zhang, R. (2012). Extreme learning machine for regression and multiclass classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 42(2). <https://doi.org/10.1109/TSMCB.2011.2168604>
- Huang, H., Band, S. S., Karami, H., Ehteram, M., Chau, K. wing, & Zhang, Q. (2022). Solar radiation prediction using improved soft computing models for semi-arid, slightly-arid and humid climates. *Alexandria Engineering Journal*, 61(12). <https://doi.org/10.1016/j.aej.2022.03.078>
- Huang, X., Xu, J., & Wang, S. (2012). Nonlinear system identification with continuous piecewise linear neural network. *Neurocomputing*, 77(1). <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2011.09.001>
- Jain, A., Bahreini Toussi, I., Mohammadian, A., Bonakdari, H., & Sartaj, M. (2022). Applications of ANFIS-Type Methods in Simulation of Systems in Marine Environments. *Mathematical and Computational Applications*, 27(2). <https://doi.org/10.3390/mca27020029>
- Jang, J. S. R. (1993). ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 23(3), 665-685. <https://doi.org/10.1109/21.256541>
- Jang, J. S. R., Sun, C. T., & Mizutani, E. (2005). Neuro-Fuzzy and Soft Computing-A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence [Book Review]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 42(10). <https://doi.org/10.1109/tac.1997.633847>
- Karaboga, D. (2005). An idea based on Honey Bee Swarm for Numerical Optimization. *Technical Report TR06, Erciyes University, TR06*.
- Karaboga, D., & Kaya, E. (2019). Adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS) training approaches: a comprehensive survey. İçinde *Artificial Intelligence Review* (C. 52, Sayı 4). <https://doi.org/10.1007/s10462-017-9610-2>
- Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. *IEEE International Conference on Neural Networks - Conference Proceedings*, 4. <https://doi.org/10.4018/ijmfmp.2015010104>
- Keskenler, M. F., & Keskenler, E. F. (2017). Bulanık Mantığın Tarihi Gelişimi. *Takvim-i Vekayi*, 5(1).
- Kurniasih, D., Jasmi, K. A., Basiron, B., Huda, M., & Maselena, A. (2018). The uses of fuzzy logic method for finding agriculture and livestock value of potential village.

- International Journal of Engineering and Technology(UAE)*, 7(3).  
<https://doi.org/10.14419/ijet.v7i3.11984>
- Li, Y., Xu, S., Fan, Z., Zhang, X., Yang, X., Wen, S., & Shi, Z. (2023). Risk Factors and Prediction of the Probability of Wildfire Occurrence in the China–Mongolia–Russia Cross-Border Area. *Remote Sensing*, 15(1).  
<https://doi.org/10.3390/rs15010042>
- Marcek, D. (2012). Forecasting high frequency financial data: Statistical and fuzzy logic RBF ANN approach. *World Scientific Proc. Series on Computer Engineering and Information Science 7; Uncertainty Modeling in Knowledge Engineering and Decision Making - Proceedings of the 10th International FLINS Conf.*, 7.  
[https://doi.org/10.1142/9789814417747\\_0131](https://doi.org/10.1142/9789814417747_0131)
- Marso, S., & Merouani, M. E. L. (2020). Bankruptcy prediction using hybrid neural networks with artificial bee colony. *Engineering Letters*, 28(4).
- Mendel, J. M. (2007). Advances in type-2 fuzzy sets and systems. *Information Sciences*, 177(1). <https://doi.org/10.1016/j.ins.2006.05.003>
- Mirjalili, S., Mohammad, S., & Lewis, A. (2014). Advances in Engineering Software Grey Wolf Optimizer. *Advances in Engineering Software*, 69.
- Mitchell, C., Agrawal, R., & Parker, J. (2019). The Effectiveness of Edge Centrality Measures for Anomaly Detection. *Proceedings - 2019 IEEE International Conference on Big Data, Big Data 2019*.  
<https://doi.org/10.1109/BigData47090.2019.9006468>
- Modi, D., Padia, Z., & Patel, K. (2012). Fuzzy Logic Anti Lock Brake System. ... *Journal of Scientific and Engineering Research*, 3(7).
- Omogbe, N. A. I., Ndaman, I. O., Misra, S., Abayomi-Alli, O. O., & Damaševičius, R. (2020). Text messaging-based medical diagnosis using natural language processing and fuzzy logic. *Journal of Healthcare Engineering*, 2020.  
<https://doi.org/10.1155/2020/8839524>
- Ödük, N. M., & Allahverdi, N. (2010). Application of fuzzy control approach in greenhouse automation. *ACM International Conference Proceeding Series*, 471.  
<https://doi.org/10.1145/1839379.1839413>
- Özdemir, A., Alaybeyoglu, A., & Balbal, K. F. (2019). Bulanık Mantığın Eğitim Alanındaki Uygulamaları. *Bilim Eğitim Sanat ve Teknoloji Dergisi*, 3(1).
- Pattnaik, S., & Sahu, P. K. (2020). Assimilation of fuzzy clustering approach and EHO-Greedy algorithm for efficient routing in WSN. *International Journal of Communication Systems*, 33(8). <https://doi.org/10.1002/dac.4354>
- Robati, F. N., Akbarifard, H., & Jalae, S. abdulmajid. (2020). Poverty modeling in the Islamic Republic of Iran using an ANFIS optimized network with the differential evolution algorithm (ANFIS\_DE). *MethodsX*, 7.  
<https://doi.org/10.1016/j.mex.2020.101120>
- Sarwar, M. A., Amin, B., Ayub, N., Faraz, S. H., Khan, S. U. R., & Javaid, N. (2018). Scheduling of appliances in home energy management system using elephant herding optimization and enhanced differential evolution. İçinde *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies* (C. 8).  
[https://doi.org/10.1007/978-3-319-65636-6\\_12](https://doi.org/10.1007/978-3-319-65636-6_12)
- Scholar, R., Nagar Associate Professor, H., & Dixit, S. (2021). Decision Support System Model for Student Performance Detection using Machine Learning Prashant Dixit. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)* [www.ijert.org](http://www.ijert.org), 10(05).
- Sharabiani, V. R., Kaveh, M., Taghinezhad, E., Abbaszadeh, R., Khalife, E., Szymanek, M., & Dziwulska-Hunek, A. (2022). Application of Artificial Neural Networks,

- Support Vector, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems for the Moisture Ratio of Parboiled Hulls. *Applied Sciences (Switzerland)*, 12(4).  
<https://doi.org/10.3390/app12041771>
- Sharma, G. D., Erkut, B., Jain, M., Kaya, T., Mahendru, M., Srivastava, M., Uppal, R. S., & Singh, S. (2020). Sailing through the COVID-19 Crisis by Using AI for Financial Market Predictions. İçinde *Mathematical Problems in Engineering* (C. 2020). <https://doi.org/10.1155/2020/1479507>
- Shoorehdeli, M. A., Teshnehlab, M., Sedigh, A. K., & Khanesar, M. A. (2009). Identification using ANFIS with intelligent hybrid stable learning algorithm approaches and stability analysis of training methods. *Applied Soft Computing Journal*, 9(2). <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2008.11.001>
- Srivastava, S., Sukumar, V., Bhasin, P. S., & Kumar, D. A. (2011). A laboratory testbed for embedded fuzzy control. *IEEE Transactions on Education*, 54(1).  
<https://doi.org/10.1109/TE.2010.2041004>
- Strumberger, I., Bacanin, N., Tomic, S., Beko, M., & Tuba, M. (2018). Static drone placement by elephant herding optimization algorithm. *2017 25th Telecommunications Forum, TELFOR 2017 - Proceedings, 2017-January*.  
<https://doi.org/10.1109/TELFOR.2017.8249469>
- Takagi, T., & Sugeno, M. (1985). Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, SMC-15*(1). <https://doi.org/10.1109/TSMC.1985.6313399>
- Tuba, E., & Stanimirovic, Z. (2017). Elephant herding optimization algorithm for support vector machine parameters tuning. *Proceedings of the 9th International Conference on Electronics, Computers and Artificial Intelligence, ECAI 2017, 2017-January*. <https://doi.org/10.1109/ECAI.2017.8166464>
- Turki, M., Bouzaida, S., Sakly, A., & M'Sahli, F. (2014). Modeling and OnLine Control of Nonlinear Systems using Neuro-Fuzzy Learning tuned by Metaheuristic Algorithms. *International Journal of Control and Automation*, 7(5).  
<https://doi.org/10.14257/ijca.2014.7.5.33>
- Varol, S. (2016). Tüketici Fiyat Endeksinin Uyarlamalı Ağa Dayalı Bulanık Çıkarım Sistemi ile Kestirimi. *İnsan ve İnsan Dergisi*, 3(8).  
<https://doi.org/10.29224/insanveinsan.280015>
- Wang, G. G., Deb, S., & Coelho, L. D. S. (2016). Elephant Herding Optimization. *Proceedings - 2015 3rd International Symposium on Computational and Business Intelligence, ISCBI 2015*. <https://doi.org/10.1109/ISCBI.2015.8>
- Wang, G. G., Dos Santos Coelho, L., Gao, X. Z., & Deb, S. (2016). A new metaheuristic optimisation algorithm motivated by elephant herding behaviour. *International Journal of Bio-Inspired Computation*, 8(6).  
<https://doi.org/10.1504/ijbic.2016.10002274>
- Wang, M., & Ku, H. (2021). Utilizing historical data for corporate credit rating assessment. *Expert Systems with Applications*, 165.  
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113925>
- Wang, M., & Liu, J. N. K. (2005). Fuzzy logic based robot path planning in unknown environment. *2005 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, ICMLC 2005*. <https://doi.org/10.1109/icmlc.2005.1527055>
- Wijonarko, P., & Zahra, A. (2022). Spoken language identification on 4 Indonesian local languages using deep learning. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 11(6). <https://doi.org/10.11591/eei.v11i6.4166>
- Yılmaz, M., & Arslan, E. (2005). Bulanık Mantığın Jeodezik Problemlerin Çözümünde Kullanılması. *Hkmo.Org.Tr*.

- Yonar, A., & Yonar, H. (2022). Modeling air pollution by integrating ANFIS and metaheuristic algorithms. *Modeling Earth Systems and Environment*.  
<https://doi.org/10.1007/s40808-022-01573-6>
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy Sets Information and Control. İçinde *INFOR~ATIO~ AND CONTROL* (C. 8).



## EKLER

## EK – 1 : Deneysel Çalışmalarda Kullanılan Lineer Olmayan Statik Sistem Kimliklendirme Fonksiyonlarından Üretilen Eğitim ve Test Veri Kümeleri

| s1-Eğitim Veri Kümesi |         |         |        |     |         |         |        |     |        |         |        | s1-Test Veri Kümesi |        |         |        |    |         |         |        |
|-----------------------|---------|---------|--------|-----|---------|---------|--------|-----|--------|---------|--------|---------------------|--------|---------|--------|----|---------|---------|--------|
| No                    | x1      | x2      | y      | No  | x1      | x2      | y      | No  | x1     | x2      | y      | No                  | x1     | x2      | y      | No | x1      | x2      | y      |
| 1                     | -1,0000 | -1,0000 | 1,0000 | 81  | -0,4737 | -1,0000 | 1,0000 | 161 | 0,0526 | -0,7895 | 0,9682 | 241                 | 0,5789 | -1,0000 | 1,0000 | 1  | -0,6842 | 0,3684  | 0,5344 |
| 2                     | -1,0000 | -0,8947 | 1,3836 | 82  | -0,4737 | -0,6842 | 1,4867 | 162 | 0,0526 | -0,6842 | 0,9569 | 242                 | 0,5789 | -0,8947 | 0,8286 | 2  | 1,0000  | 0,0526  | 1,1789 |
| 3                     | -1,0000 | -0,7895 | 1,8482 | 83  | -0,4737 | -0,5789 | 1,5828 | 163 | 0,0526 | -0,4737 | 0,9489 | 243                 | 0,5789 | -0,7895 | 0,7008 | 3  | -0,1579 | -0,4737 | 1,1704 |
| 4                     | -1,0000 | -0,6842 | 2,3098 | 84  | -0,4737 | -0,4737 | 1,6033 | 164 | 0,0526 | -0,3684 | 0,9529 | 244                 | 0,5789 | -0,5789 | 0,5705 | 4  | -0,5789 | -0,4737 | 1,7806 |
| 5                     | -1,0000 | -0,5789 | 2,6364 | 85  | -0,4737 | -0,3684 | 1,5431 | 165 | 0,0526 | -0,2632 | 0,9620 | 245                 | 0,5789 | -0,4737 | 0,5616 | 5  | 0,7895  | 0,4737  | 2,1963 |
| 6                     | -1,0000 | -0,4737 | 2,7090 | 86  | -0,4737 | -0,0526 | 1,0811 | 166 | 0,0526 | -0,0526 | 0,9914 | 246                 | 0,5789 | -0,3684 | 0,5885 | 6  | 0,6842  | 0,3684  | 1,8712 |
| 7                     | -1,0000 | -0,2632 | 2,0870 | 87  | -0,4737 | 0,0526  | 0,9250 | 167 | 0,0526 | 0,0526  | 1,0087 | 247                 | 0,5789 | -0,2632 | 0,6532 | 7  | -0,5789 | -0,1579 | 1,3173 |
| 8                     | -1,0000 | -0,0526 | 1,1789 | 88  | -0,4737 | 0,2632  | 0,7057 | 168 | 0,0526 | 0,1579  | 1,0254 | 248                 | 0,5789 | -0,1579 | 0,7592 | 8  | -0,1579 | -0,8947 | 1,0526 |
| 9                     | -1,0000 | 0,0526  | 0,8482 | 89  | -0,4737 | 0,3684  | 0,6481 | 169 | 0,0526 | 0,3684  | 1,0494 | 249                 | 0,5789 | -0,0526 | 0,9091 | 9  | 0,5789  | -0,6842 | 0,6159 |
| 10                    | -1,0000 | 0,1579  | 0,6213 | 90  | -0,4737 | 0,4737  | 0,6237 | 170 | 0,0526 | 0,4737  | 1,0539 | 250                 | 0,5789 | 0,0526  | 1,1000 | 10 | -0,1579 | -1,0000 | 1,0000 |
| 11                    | -1,0000 | 0,3684  | 0,4002 | 91  | -0,4737 | 0,5789  | 0,6318 | 171 | 0,0526 | 0,5789  | 1,0523 | 251                 | 0,5789 | 0,1579  | 1,3173 | 11 | 0,1579  | 0,7895  | 1,1018 |
| 12                    | -1,0000 | 0,4737  | 0,3691 | 92  | -0,4737 | 0,7895  | 0,7476 | 172 | 0,0526 | 0,6842  | 1,0450 | 252                 | 0,5789 | 0,2632  | 1,5310 | 12 | 0,2632  | -0,1579 | 0,8823 |
| 13                    | -1,0000 | 0,5789  | 0,3793 | 93  | -0,4737 | 0,8947  | 0,8574 | 173 | 0,0526 | 0,8947  | 1,0172 | 253                 | 0,5789 | 0,3684  | 1,6992 | 13 | -0,8947 | -0,4737 | 2,4392 |
| 14                    | -1,0000 | 0,6842  | 0,4329 | 94  | -0,4737 | 1,0000  | 1,0000 | 174 | 0,0526 | 1,0000  | 1,0000 | 254                 | 0,5789 | 0,4737  | 1,7806 | 14 | -0,8947 | 0,6842  | 0,4728 |
| 15                    | -1,0000 | 0,7895  | 0,5411 | 95  | -0,3684 | -1,0000 | 1,0000 | 175 | 0,1579 | -1,0000 | 1,0000 | 255                 | 0,5789 | 0,5789  | 1,7528 | 15 | -1,0000 | 1,0000  | 1,0000 |
| 16                    | -1,0000 | 0,8947  | 0,7227 | 96  | -0,3684 | -0,8947 | 1,1271 | 176 | 0,1579 | -0,8947 | 0,9500 | 256                 | 0,5789 | 0,7895  | 1,4270 | 16 | 0,8947  | 0,6842  | 2,1150 |
| 17                    | -0,8947 | -1,0000 | 1,0000 | 97  | -0,3684 | -0,7895 | 1,2539 | 177 | 0,1579 | -0,7895 | 0,9076 | 257                 | 0,5789 | 1,0000  | 1,0000 | 17 | -0,6842 | -0,3684 | 1,8712 |
| 18                    | -0,8947 | -0,8947 | 1,3371 | 98  | -0,3684 | -0,6842 | 1,3613 | 178 | 0,1579 | -0,6842 | 0,8762 | 258                 | 0,6842 | -1,0000 | 1,0000 | 18 | -0,4737 | 0,6842  | 0,6726 |
| 19                    | -0,8947 | -0,7895 | 1,7325 | 99  | -0,3684 | -0,5789 | 1,4292 | 179 | 0,1579 | -0,5789 | 0,8581 | 259                 | 0,6842 | -0,8947 | 0,8008 | 19 | 0,5789  | 0,8947  | 1,2068 |
| 20                    | -0,8947 | -0,6842 | 2,1150 | 100 | -0,3684 | -0,4737 | 1,4436 | 180 | 0,1579 | -0,4737 | 0,8544 | 260                 | 0,6842 | -0,7895 | 0,6569 | 20 | 0,7895  | 0,8947  | 1,2922 |
| 21                    | -0,8947 | -0,3684 | 2,2691 | 101 | -0,3684 | -0,2632 | 1,3113 | 181 | 0,1579 | -0,2632 | 0,8903 | 261                 | 0,6842 | -0,6842 | 0,5639 | 21 | 0,0526  | -0,5789 | 0,9503 |
| 22                    | -0,8947 | -0,1579 | 1,5309 | 102 | -0,3684 | -0,0526 | 1,0625 | 182 | 0,1579 | -0,1579 | 0,9276 | 262                 | 0,6842 | -0,5789 | 0,5152 | 22 | -0,2632 | 0,2632  | 0,8240 |
| 23                    | -0,8947 | -0,0526 | 1,1587 | 103 | -0,3684 | 0,1579  | 0,8392 | 183 | 0,1579 | -0,0526 | 0,9743 | 263                 | 0,6842 | -0,4737 | 0,5057 | 23 | 0,2632  | -0,0526 | 0,9576 |
| 24                    | -0,8947 | 0,0526  | 0,8631 | 104 | -0,3684 | 0,2632  | 0,7626 | 184 | 0,1579 | 0,0526  | 1,0263 | 264                 | 0,6842 | -0,3684 | 0,5344 | 24 | 0,6842  | 0,6842  | 1,7732 |
| 25                    | -0,8947 | 0,1579  | 0,6532 | 105 | -0,3684 | 0,3684  | 0,7136 | 185 | 0,1579 | 0,1579  | 1,0780 | 265                 | 0,6842 | -0,2632 | 0,6045 | 25 | 0,7895  | -0,1579 | 0,6868 |
| 26                    | -0,8947 | 0,2632  | 0,5177 | 106 | -0,3684 | 0,4737  | 0,6927 | 186 | 0,1579 | 0,2632  | 1,1232 | 266                 | 0,6842 | -0,1579 | 0,7221 | 26 | 0,0526  | -0,1579 | 0,9753 |
| 27                    | -0,8947 | 0,3684  | 0,4407 | 107 | -0,3684 | 0,6842  | 0,7346 | 187 | 0,1579 | 0,3684  | 1,1556 | 267                 | 0,6842 | -0,0526 | 0,8935 | 27 | -0,6842 | -0,2632 | 1,6543 |
| 28                    | -0,8947 | 0,4737  | 0,4100 | 108 | -0,3684 | 0,7895  | 0,7975 | 188 | 0,1579 | 0,4737  | 1,1704 | 268                 | 0,6842 | 0,1579  | 1,3849 | 28 | -0,3684 | 0,0526  | 0,9412 |
| 29                    | -0,8947 | 0,5789  | 0,4201 | 109 | -0,3684 | 0,8947  | 0,8873 | 189 | 0,1579 | 0,5789  | 1,1654 | 269                 | 0,6842 | 0,2632  | 1,6543 | 29 | -0,4737 | -0,8947 | 1,1663 |
| 30                    | -0,8947 | 0,7895  | 0,5772 | 110 | -0,3684 | 1,0000  | 1,0000 | 190 | 0,1579 | 0,6842  | 1,1413 | 270                 | 0,6842 | 0,4737  | 1,9776 | 30 | -1,0000 | 0,2632  | 0,4792 |
| 31                    | -0,8947 | 0,8947  | 0,7479 | 111 | -0,2632 | -1,0000 | 1,0000 | 191 | 0,1579 | 1,0000  | 1,0000 | 271                 | 0,6842 | 0,5789  | 1,9411 | 31 | 0,3684  | 0,3684  | 1,4013 |

|    |         |         |        |     |         |         |        |     |        |         |        |     |        |         |        |    |         |         |        |
|----|---------|---------|--------|-----|---------|---------|--------|-----|--------|---------|--------|-----|--------|---------|--------|----|---------|---------|--------|
| 32 | -0,8947 | 1,0000  | 1,0000 | 112 | -0,2632 | -0,8947 | 1,0892 | 192 | 0,2632 | -1,0000 | 1,0000 | 272 | 0,6842 | 0,7895  | 1,5223 | 32 | -0,3684 | 0,5789  | 0,6997 |
| 33 | -0,7895 | -1,0000 | 1,0000 | 113 | -0,2632 | -0,7895 | 1,1754 | 193 | 0,2632 | -0,8947 | 0,9181 | 273 | 0,6842 | 0,8947  | 1,2488 | 33 | 0,4737  | 0,8947  | 1,1663 |
| 34 | -0,7895 | -0,8947 | 1,2922 | 114 | -0,2632 | -0,6842 | 1,2465 | 194 | 0,2632 | -0,7895 | 0,8508 | 274 | 0,7895 | -1,0000 | 1,0000 | 34 | 0,1579  | -0,3684 | 0,8654 |
| 35 | -0,7895 | -0,7895 | 1,6240 | 115 | -0,2632 | -0,5789 | 1,2906 | 195 | 0,2632 | -0,5789 | 0,7748 | 275 | 0,7895 | -0,8947 | 0,7739 | 35 | -0,4737 | -0,1579 | 1,2529 |
| 36 | -0,7895 | -0,6842 | 1,9366 | 116 | -0,2632 | -0,4737 | 1,2999 | 196 | 0,2632 | -0,4737 | 0,7693 | 276 | 0,7895 | -0,7895 | 0,6158 | 36 | -0,4737 | -0,7895 | 1,3377 |
| 37 | -0,7895 | -0,4737 | 2,1963 | 117 | -0,2632 | -0,3684 | 1,2725 | 197 | 0,2632 | -0,3684 | 0,7858 | 277 | 0,7895 | -0,6842 | 0,5164 | 37 | -0,1579 | -0,6842 | 1,1413 |
| 38 | -0,7895 | -0,3684 | 2,0606 | 118 | -0,2632 | -0,2632 | 1,2136 | 198 | 0,2632 | -0,2632 | 0,8240 | 278 | 0,7895 | -0,5789 | 0,4652 | 38 | 0,6842  | 0,0526  | 1,1192 |
| 39 | -0,7895 | -0,1579 | 1,4561 | 119 | -0,2632 | -0,1579 | 1,1334 | 199 | 0,2632 | 0,0526  | 1,0443 | 279 | 0,7895 | -0,4737 | 0,4553 | 39 | 0,2632  | -0,6842 | 0,8023 |
| 40 | -0,7895 | -0,0526 | 1,1388 | 120 | -0,2632 | -0,0526 | 1,0443 | 200 | 0,2632 | 0,1579  | 1,1334 | 280 | 0,7895 | -0,3684 | 0,4853 | 40 | -0,3684 | -0,3684 | 1,4013 |
| 41 | -0,7895 | 0,0526  | 0,8781 | 121 | -0,2632 | 0,1579  | 0,8823 | 201 | 0,2632 | 0,2632  | 1,2136 | 281 | 0,7895 | -0,0526 | 0,8781 | 41 | -1,0000 | -0,3684 | 2,4987 |
| 42 | -0,7895 | 0,2632  | 0,5594 | 122 | -0,2632 | 0,3684  | 0,7858 | 202 | 0,2632 | 0,3684  | 1,2725 | 282 | 0,7895 | 0,0526  | 1,1388 | 42 | 0,8947  | -0,0526 | 0,8631 |
| 43 | -0,7895 | 0,3684  | 0,4853 | 123 | -0,2632 | 0,4737  | 0,7693 | 203 | 0,2632 | 0,4737  | 1,2999 | 283 | 0,7895 | 0,1579  | 1,4561 | 43 | 0,6842  | 1,0000  | 1,0000 |
| 44 | -0,7895 | 0,4737  | 0,4553 | 124 | -0,2632 | 0,5789  | 0,7748 | 204 | 0,2632 | 0,5789  | 1,2906 | 284 | 0,7895 | 0,2632  | 1,7875 | 44 | 0,5789  | 0,6842  | 1,6236 |
| 45 | -0,7895 | 0,5789  | 0,4652 | 125 | -0,2632 | 0,6842  | 0,8023 | 205 | 0,2632 | 0,6842  | 1,2465 | 285 | 0,7895 | 0,3684  | 2,0606 | 45 | -0,0526 | -0,3684 | 1,0494 |
| 46 | -0,7895 | 0,6842  | 0,5164 | 126 | -0,2632 | 0,7895  | 0,8508 | 206 | 0,2632 | 0,7895  | 1,1754 | 286 | 0,7895 | 0,6842  | 1,9366 | 46 | -0,7895 | -0,2632 | 1,7875 |
| 47 | -0,7895 | 0,7895  | 0,6158 | 127 | -0,2632 | 0,8947  | 0,9181 | 207 | 0,2632 | 1,0000  | 1,0000 | 287 | 0,7895 | 0,7895  | 1,6240 | 47 | 0,8947  | -0,4737 | 0,4100 |
| 48 | -0,7895 | 0,8947  | 0,7739 | 128 | -0,2632 | 1,0000  | 1,0000 | 208 | 0,3684 | -1,0000 | 1,0000 | 288 | 0,7895 | 1,0000  | 1,0000 | 48 | 0,8947  | -0,8947 | 0,7479 |
| 49 | -0,7895 | 1,0000  | 1,0000 | 129 | -0,1579 | -0,7895 | 1,1018 | 209 | 0,3684 | -0,8947 | 0,8873 | 289 | 0,8947 | -1,0000 | 1,0000 | 49 | 0,1579  | 0,8947  | 1,0526 |
| 50 | -0,6842 | -0,8947 | 1,2488 | 130 | -0,1579 | -0,5789 | 1,1654 | 210 | 0,3684 | -0,7895 | 0,7975 | 290 | 0,8947 | -0,7895 | 0,5772 | 50 | 0,7895  | 0,5789  | 2,1497 |
| 51 | -0,6842 | -0,7895 | 1,5223 | 131 | -0,1579 | -0,3684 | 1,1556 | 211 | 0,3684 | -0,6842 | 0,7346 | 291 | 0,8947 | -0,6842 | 0,4728 | 51 | 0,0526  | 0,2632  | 1,0395 |
| 52 | -0,6842 | -0,6842 | 1,7732 | 132 | -0,1579 | -0,2632 | 1,1232 | 212 | 0,3684 | -0,5789 | 0,6997 | 292 | 0,8947 | -0,5789 | 0,4201 | 52 | -0,6842 | -1,0000 | 1,0000 |
| 53 | -0,6842 | -0,5789 | 1,9411 | 133 | -0,1579 | -0,1579 | 1,0780 | 213 | 0,3684 | -0,3684 | 0,7136 | 293 | 0,8947 | -0,3684 | 0,4407 | 53 | 0,0526  | 0,7895  | 1,0329 |
| 54 | -0,6842 | -0,4737 | 1,9776 | 134 | -0,1579 | -0,0526 | 1,0263 | 214 | 0,3684 | -0,1579 | 0,8392 | 294 | 0,8947 | -0,2632 | 0,5177 | 54 | -0,5789 | 0,4737  | 0,5616 |
| 55 | -0,6842 | -0,1579 | 1,3849 | 135 | -0,1579 | 0,0526  | 0,9743 | 215 | 0,3684 | -0,0526 | 0,9412 | 295 | 0,8947 | -0,1579 | 0,6532 | 55 | 0,2632  | 0,8947  | 1,0892 |
| 56 | -0,6842 | -0,0526 | 1,1192 | 136 | -0,1579 | 0,1579  | 0,9276 | 216 | 0,3684 | 0,0526  | 1,0625 | 296 | 0,8947 | 0,0526  | 1,1587 | 56 | 1,0000  | -0,5789 | 0,3793 |
| 57 | -0,6842 | 0,1579  | 0,7221 | 137 | -0,1579 | 0,2632  | 0,8903 | 217 | 0,3684 | 0,1579  | 1,1917 | 297 | 0,8947 | 0,2632  | 1,9315 | 57 | -0,1579 | 1,0000  | 1,0000 |
| 58 | -0,6842 | 0,2632  | 0,6045 | 138 | -0,1579 | 0,3684  | 0,8654 | 218 | 0,3684 | 0,2632  | 1,3113 | 298 | 0,8947 | 0,3684  | 2,2691 | 58 | -0,2632 | 0,0526  | 0,9576 |
| 59 | -0,6842 | 0,4737  | 0,5057 | 139 | -0,1579 | 0,4737  | 0,8544 | 219 | 0,3684 | 0,4737  | 1,4436 | 299 | 0,8947 | 0,4737  | 2,4392 | 59 | -0,7895 | 0,1579  | 0,6868 |
| 60 | -0,6842 | 0,5789  | 0,5152 | 140 | -0,1579 | 0,5789  | 0,8581 | 220 | 0,3684 | 0,5789  | 1,4292 | 300 | 0,8947 | 0,5789  | 2,3806 | 60 | -0,8947 | -0,5789 | 2,3806 |
| 61 | -0,6842 | 0,6842  | 0,5639 | 141 | -0,1579 | 0,6842  | 0,8762 | 221 | 0,3684 | 0,6842  | 1,3613 | 301 | 0,8947 | 0,7895  | 1,7325 | 61 | -0,4737 | -0,2632 | 1,4169 |
| 62 | -0,6842 | 0,8947  | 0,8008 | 142 | -0,1579 | 0,7895  | 0,9076 | 222 | 0,3684 | 0,7895  | 1,2539 | 302 | 0,8947 | 0,8947  | 1,3371 | 62 | -0,6842 | 0,0526  | 0,8935 |
| 63 | -0,6842 | 1,0000  | 1,0000 | 143 | -0,1579 | 0,8947  | 0,9500 | 223 | 0,3684 | 0,8947  | 1,1271 | 303 | 0,8947 | 1,0000  | 1,0000 | 63 | 0,4737  | -0,5789 | 0,6318 |
| 64 | -0,5789 | -1,0000 | 1,0000 | 144 | -0,0526 | -1,0000 | 1,0000 | 224 | 0,3684 | 1,0000  | 1,0000 | 304 | 1,0000 | -1,0000 | 1,0000 | 64 | 0,7895  | -0,2632 | 0,5594 |
| 65 | -0,5789 | -0,8947 | 1,2068 | 145 | -0,0526 | -0,8947 | 1,0172 | 225 | 0,4737 | -1,0000 | 1,0000 | 305 | 1,0000 | -0,8947 | 0,7227 | 65 | 0,4737  | 0,7895  | 1,3377 |
| 66 | -0,5789 | -0,7895 | 1,4270 | 146 | -0,0526 | -0,7895 | 1,0329 | 226 | 0,4737 | -0,8947 | 0,8574 | 306 | 1,0000 | -0,7895 | 0,5411 | 66 | -0,6842 | 0,7895  | 0,6569 |
| 67 | -0,5789 | -0,6842 | 1,6236 | 147 | -0,0526 | -0,6842 | 1,0450 | 227 | 0,4737 | -0,7895 | 0,7476 | 307 | 1,0000 | -0,6842 | 0,4329 | 67 | 1,0000  | -0,1579 | 0,6213 |
| 68 | -0,5789 | -0,5789 | 1,7528 | 148 | -0,0526 | -0,4737 | 1,0539 | 228 | 0,4737 | -0,6842 | 0,6726 | 308 | 1,0000 | -0,4737 | 0,3691 | 68 | -0,0526 | 0,6842  | 0,9569 |
| 69 | -0,5789 | -0,3684 | 1,6992 | 149 | -0,0526 | -0,2632 | 1,0395 | 229 | 0,4737 | -0,4737 | 0,6237 | 309 | 1,0000 | -0,3684 | 0,4002 | 69 | 0,3684  | -0,2632 | 0,7626 |
| 70 | -0,5789 | -0,2632 | 1,5310 | 150 | -0,0526 | -0,1579 | 1,0254 | 230 | 0,4737 | -0,3684 | 0,6481 | 310 | 1,0000 | -0,2632 | 0,4792 | 70 | -0,0526 | -0,5789 | 1,0523 |

|    |         |         |        |     |         |         |        |     |        |         |        |     |        |         |        |    |         |         |        |
|----|---------|---------|--------|-----|---------|---------|--------|-----|--------|---------|--------|-----|--------|---------|--------|----|---------|---------|--------|
| 71 | -0,5789 | -0,0526 | 1,1000 | 151 | -0,0526 | -0,0526 | 1,0087 | 231 | 0,4737 | -0,2632 | 0,7057 | 311 | 1,0000 | -0,0526 | 0,8482 | 71 | -0,0526 | 0,3684  | 0,9529 |
| 72 | -0,5789 | 0,0526  | 0,9091 | 152 | -0,0526 | 0,0526  | 0,9914 | 232 | 0,4737 | -0,1579 | 0,7982 | 312 | 1,0000 | 0,1579  | 1,6095 | 72 | -0,8947 | -0,2632 | 1,9315 |
| 73 | -0,5789 | 0,1579  | 0,7592 | 153 | -0,0526 | 0,1579  | 0,9753 | 233 | 0,4737 | -0,0526 | 0,9250 | 313 | 1,0000 | 0,2632  | 2,0870 | 73 | -0,3684 | -0,1579 | 1,1917 |
| 74 | -0,5789 | 0,2632  | 0,6532 | 154 | -0,0526 | 0,4737  | 0,9489 | 234 | 0,4737 | 0,0526  | 1,0811 | 314 | 1,0000 | 0,3684  | 2,4987 | 74 | -0,0526 | 0,2632  | 0,9620 |
| 75 | -0,5789 | 0,3684  | 0,5885 | 155 | -0,0526 | 0,5789  | 0,9503 | 235 | 0,4737 | 0,1579  | 1,2529 | 315 | 1,0000 | 0,4737  | 2,7090 | 75 | -1,0000 | -0,1579 | 1,6095 |
| 76 | -0,5789 | 0,5789  | 0,5705 | 156 | -0,0526 | 0,7895  | 0,9682 | 236 | 0,4737 | 0,2632  | 1,4169 | 316 | 1,0000 | 0,5789  | 2,6364 | 76 | -0,4737 | 0,1579  | 0,7982 |
| 77 | -0,5789 | 0,6842  | 0,6159 | 157 | -0,0526 | 0,8947  | 0,9831 | 237 | 0,4737 | 0,3684  | 1,5431 | 317 | 1,0000 | 0,6842  | 2,3098 | 77 | 0,8947  | 0,1579  | 1,5309 |
| 78 | -0,5789 | 0,7895  | 0,7008 | 158 | -0,0526 | 1,0000  | 1,0000 | 238 | 0,4737 | 0,5789  | 1,5828 | 318 | 1,0000 | 0,7895  | 1,8482 | 78 | -0,7895 | -0,5789 | 2,1497 |
| 79 | -0,5789 | 0,8947  | 0,8286 | 159 | 0,0526  | -1,0000 | 1,0000 | 239 | 0,4737 | 0,6842  | 1,4867 | 319 | 1,0000 | 0,8947  | 1,3836 | 79 | 0,3684  | -0,4737 | 0,6927 |
| 80 | -0,5789 | 1,0000  | 1,0000 | 160 | 0,0526  | -0,8947 | 0,9831 | 240 | 0,4737 | 1,0000  | 1,0000 | 320 | 1,0000 | 1,0000  | 1,0000 | 80 | 0,4737  | 0,4737  | 1,6033 |

| s2-Eğitim Veri Seti |         |         |        |     |         |         |        |     |         |         |        |     | s2-Test Veri Seti |         |        |    |         |         |        |
|---------------------|---------|---------|--------|-----|---------|---------|--------|-----|---------|---------|--------|-----|-------------------|---------|--------|----|---------|---------|--------|
| No                  | x1      | x2      | y      | No  | x1      | x2      | y      | No  | x1      | x2      | y      | No  | x1                | x2      | y      | No | x1      | x2      | y      |
| 1                   | -2,0000 | -2,0000 | 0,4411 | 81  | -1,1579 | 1,7895  | 0,3293 | 161 | -0,1053 | 0,9474  | 0,5656 | 241 | 1,1579            | -0,9474 | 0,1141 | 1  | -0,9474 | -0,1053 | 0,0718 |
| 2                   | -2,0000 | -1,7895 | 0,2867 | 82  | -1,1579 | 2,0000  | 0,1375 | 162 | -0,1053 | 1,1579  | 0,3450 | 242 | 1,1579            | -0,7368 | 0,2484 | 2  | 2,0000  | -0,5263 | 0,4071 |
| 3                   | -2,0000 | -1,5789 | 0,1181 | 83  | -0,9474 | -2,0000 | 0,0002 | 163 | -0,1053 | 1,3684  | 0,1262 | 243 | 1,1579            | -0,3158 | 0,4404 | 3  | 1,1579  | -1,1579 | 0,0198 |
| 4                   | -2,0000 | -1,3684 | 0,0108 | 84  | -0,9474 | -1,7895 | 0,0399 | 164 | -0,1053 | 1,7895  | 0,0382 | 244 | 1,1579            | -0,1053 | 0,4288 | 4  | -1,3684 | -0,1053 | 0,3577 |
| 5                   | -2,0000 | -1,1579 | 0,0259 | 85  | -0,9474 | -1,3684 | 0,3273 | 165 | -0,1053 | 2,0000  | 0,1993 | 245 | 1,1579            | 0,1053  | 0,3406 | 5  | -1,5789 | 1,5789  | 0,5688 |
| 6                   | -2,0000 | -0,9474 | 0,1785 | 86  | -0,9474 | -1,1579 | 0,4833 | 166 | 0,1053  | -2,0000 | 0,3380 | 246 | 1,1579            | 0,3158  | 0,2070 | 6  | 0,7368  | 1,1579  | 0,0089 |
| 7                   | -2,0000 | -0,7368 | 0,4211 | 87  | -0,9474 | -0,9474 | 0,5713 | 167 | 0,1053  | -1,7895 | 0,4277 | 247 | 1,1579            | 0,5263  | 0,0773 | 7  | -0,9474 | -1,5789 | 0,1610 |
| 8                   | -2,0000 | -0,3158 | 0,7870 | 88  | -0,9474 | -0,5263 | 0,4290 | 168 | 0,1053  | -1,5789 | 0,4412 | 248 | 1,1579            | 0,7368  | 0,0044 | 8  | 0,9474  | -0,5263 | 0,2915 |
| 9                   | -2,0000 | -0,1053 | 0,7533 | 89  | -0,9474 | -0,3158 | 0,2423 | 169 | 0,1053  | -1,3684 | 0,3746 | 249 | 1,1579            | 0,9474  | 0,0263 | 9  | 0,7368  | -0,3158 | 0,3439 |
| 10                  | -2,0000 | 0,1053  | 0,5745 | 90  | -0,9474 | 0,1053  | 0,0000 | 170 | 0,1053  | -0,7368 | 0,0214 | 250 | 1,1579            | 1,3684  | 0,3456 | 10 | 1,5789  | 1,3684  | 0,4935 |
| 11                  | -2,0000 | 0,3158  | 0,3295 | 91  | -0,9474 | 0,3158  | 0,0739 | 171 | 0,1053  | -0,5263 | 0,0050 | 251 | 1,1579            | 1,7895  | 0,6824 | 11 | 0,1053  | -1,1579 | 0,2518 |
| 12                  | -2,0000 | 0,5263  | 0,1164 | 92  | -0,9474 | 0,5263  | 0,2753 | 172 | 0,1053  | -0,3158 | 0,0839 | 252 | 1,1579            | 2,0000  | 0,6882 | 12 | 0,7368  | -1,5789 | 0,2648 |
| 13                  | -2,0000 | 0,7368  | 0,0077 | 93  | -0,9474 | 0,7368  | 0,5229 | 173 | 0,1053  | 0,1053  | 0,4292 | 253 | 1,3684            | -2,0000 | 0,3424 | 13 | 0,7368  | -1,1579 | 0,0204 |
| 14                  | -2,0000 | 1,1579  | 0,1415 | 94  | -0,9474 | 0,9474  | 0,7100 | 174 | 0,1053  | 0,3158  | 0,5822 | 254 | 1,3684            | -1,7895 | 0,1469 | 14 | -1,7895 | 0,1053  | 0,4394 |
| 15                  | -2,0000 | 1,3684  | 0,2967 | 95  | -0,9474 | 1,1579  | 0,7577 | 175 | 0,1053  | 0,5263  | 0,6393 | 255 | 1,3684            | -1,5789 | 0,0246 | 15 | -0,5263 | -0,9474 | 0,4308 |
| 16                  | -2,0000 | 1,5789  | 0,4261 | 96  | -0,9474 | 1,3684  | 0,6518 | 176 | 0,1053  | 0,7368  | 0,5705 | 256 | 1,3684            | -1,3684 | 0,0052 | 16 | -0,3158 | -0,5263 | 0,0533 |
| 17                  | -2,0000 | 1,7895  | 0,4824 | 97  | -0,9474 | 1,5789  | 0,4431 | 177 | 0,1053  | 0,9474  | 0,3954 | 257 | 1,3684            | -1,1579 | 0,0805 | 17 | -1,7895 | 0,9474  | 0,1056 |
| 18                  | -2,0000 | 2,0000  | 0,4485 | 98  | -0,9474 | 2,0000  | 0,0540 | 178 | 0,1053  | 1,5789  | 0,0110 | 258 | 1,3684            | -0,9474 | 0,2113 | 18 | 0,5263  | 0,5263  | 0,4252 |
| 19                  | -1,7895 | -2,0000 | 0,3110 | 99  | -0,7368 | -1,7895 | 0,1075 | 179 | 0,1053  | 1,7895  | 0,1407 | 259 | 1,3684            | -0,7368 | 0,3445 | 19 | 1,1579  | -0,5263 | 0,3721 |
| 20                  | -1,7895 | -1,7895 | 0,1544 | 100 | -0,7368 | -1,5789 | 0,2526 | 180 | 0,1053  | 2,0000  | 0,3634 | 260 | 1,3684            | -0,5263 | 0,4307 | 20 | 1,1579  | -1,7895 | 0,2467 |
| 21                  | -1,7895 | -1,5789 | 0,0318 | 101 | -0,7368 | -1,3684 | 0,4028 | 181 | 0,3158  | -2,0000 | 0,4232 | 261 | 1,3684            | -0,1053 | 0,3692 | 21 | -1,7895 | -0,3158 | 0,7916 |
| 22                  | -1,7895 | -1,3684 | 0,0047 | 102 | -0,7368 | -1,1579 | 0,5046 | 182 | 0,3158  | -1,5789 | 0,4095 | 262 | 1,3684            | 0,1053  | 0,2445 | 22 | -0,5263 | 2,0000  | 0,0094 |
| 23                  | -1,7895 | -1,1579 | 0,1046 | 103 | -0,7368 | -0,9474 | 0,5183 | 183 | 0,3158  | -1,3684 | 0,2951 | 263 | 1,3684            | 0,3158  | 0,1107 | 23 | 1,5789  | -0,7368 | 0,4278 |
| 24                  | -1,7895 | -0,7368 | 0,5601 | 104 | -0,7368 | -0,7368 | 0,4333 | 184 | 0,3158  | -1,1579 | 0,1568 | 264 | 1,3684            | 0,5263  | 0,0183 | 24 | 0,9474  | 1,7895  | 0,6647 |
| 25                  | -1,7895 | -0,1053 | 0,6718 | 105 | -0,7368 | -0,3158 | 0,1101 | 185 | 0,3158  | -0,7368 | 0,0000 | 265 | 1,3684            | 0,7368  | 0,0067 | 25 | 0,1053  | -0,1053 | 0,2413 |
| 26                  | -1,7895 | 0,3158  | 0,1939 | 106 | -0,7368 | -0,1053 | 0,0082 | 186 | 0,3158  | -0,5263 | 0,0443 | 266 | 1,3684            | 0,9474  | 0,0902 | 26 | 0,9474  | 1,5789  | 0,4610 |

|    |         |         |        |     |         |         |        |     |        |         |        |     |        |         |        |    |         |         |        |
|----|---------|---------|--------|-----|---------|---------|--------|-----|--------|---------|--------|-----|--------|---------|--------|----|---------|---------|--------|
| 27 | -1,7895 | 0,5263  | 0,0328 | 107 | -0,7368 | 0,3158  | 0,1891 | 187 | 0,3158 | -0,3158 | 0,1685 | 267 | 1,3684 | 1,1579  | 0,2500 | 27 | -2,0000 | -0,5263 | 0,6577 |
| 28 | -1,7895 | 0,7368  | 0,0070 | 108 | -0,7368 | 0,5263  | 0,4339 | 188 | 0,3158 | -0,1053 | 0,3353 | 268 | 1,3684 | 1,3684  | 0,4372 | 28 | 0,9474  | 2,0000  | 0,7598 |
| 29 | -1,7895 | 1,1579  | 0,2706 | 109 | -0,7368 | 0,7368  | 0,6675 | 189 | 0,3158 | 0,1053  | 0,4885 | 269 | 1,3684 | 1,5789  | 0,5860 | 29 | -0,7368 | -2,0000 | 0,0160 |
| 30 | -1,7895 | 1,3684  | 0,4273 | 110 | -0,7368 | 0,9474  | 0,7898 | 190 | 0,3158 | 0,3158  | 0,5714 | 270 | 1,3684 | 2,0000  | 0,5619 | 30 | -0,1053 | 1,5789  | 0,0069 |
| 31 | -1,7895 | 1,5789  | 0,5144 | 111 | -0,7368 | 1,1579  | 0,7482 | 191 | 0,3158 | 0,5263  | 0,5476 | 271 | 1,5789 | -2,0000 | 0,2291 | 31 | 1,3684  | 1,7895  | 0,6368 |
| 32 | -1,5789 | -2,0000 | 0,1884 | 112 | -0,7368 | 1,3684  | 0,5638 | 192 | 0,3158 | 0,7368  | 0,4189 | 272 | 1,5789 | -1,7895 | 0,0604 | 32 | 1,1579  | 1,1579  | 0,1503 |
| 33 | -1,5789 | -1,7895 | 0,0587 | 113 | -0,7368 | 1,5789  | 0,3178 | 193 | 0,3158 | 0,9474  | 0,2316 | 273 | 1,5789 | -1,5789 | 0,0000 | 33 | 0,5263  | 1,5789  | 0,1999 |
| 34 | -1,5789 | -1,5789 | 0,0002 | 114 | -0,7368 | 1,7895  | 0,1081 | 194 | 0,3158 | 1,1579  | 0,0649 | 274 | 1,5789 | -1,3684 | 0,0509 | 34 | 0,1053  | -0,9474 | 0,1172 |
| 35 | -1,5789 | -0,7368 | 0,6509 | 115 | -0,7368 | 2,0000  | 0,0056 | 195 | 0,3158 | 1,5789  | 0,0815 | 275 | 1,5789 | -1,1579 | 0,1771 | 35 | 0,1053  | 1,1579  | 0,1838 |
| 36 | -1,5789 | -0,5263 | 0,7600 | 116 | -0,5263 | -1,7895 | 0,1937 | 196 | 0,3158 | 1,7895  | 0,2877 | 276 | 1,5789 | -0,9474 | 0,3214 | 36 | -0,7368 | 0,1053  | 0,0305 |
| 37 | -1,5789 | -0,3158 | 0,7151 | 117 | -0,5263 | -1,5789 | 0,3374 | 197 | 0,3158 | 2,0000  | 0,5352 | 277 | 1,5789 | -0,5263 | 0,4587 | 37 | 2,0000  | -0,7368 | 0,5075 |
| 38 | -1,5789 | -0,1053 | 0,5294 | 118 | -0,5263 | -1,1579 | 0,4847 | 198 | 0,5263 | -2,0000 | 0,4838 | 278 | 1,5789 | -0,3158 | 0,4052 | 38 | -1,3684 | -1,3684 | 0,1342 |
| 39 | -1,5789 | 0,1053  | 0,2813 | 119 | -0,5263 | -0,7368 | 0,3023 | 199 | 0,5263 | -1,7895 | 0,4539 | 279 | 1,5789 | -0,1053 | 0,2882 | 39 | -1,7895 | -0,9474 | 0,3132 |
| 40 | -1,5789 | 0,3158  | 0,0775 | 120 | -0,5263 | -0,5263 | 0,1462 | 200 | 0,5263 | -1,5789 | 0,3478 | 280 | 1,5789 | 0,1053  | 0,1499 | 40 | -1,5789 | -1,1579 | 0,2131 |
| 41 | -1,5789 | 0,5263  | 0,0000 | 121 | -0,5263 | -0,3158 | 0,0276 | 201 | 0,5263 | -1,3684 | 0,2048 | 281 | 1,5789 | 0,3158  | 0,0401 | 41 | 0,7368  | -0,9474 | 0,0045 |
| 42 | -1,5789 | 0,7368  | 0,0680 | 122 | -0,5263 | -0,1053 | 0,0066 | 202 | 0,5263 | -0,9474 | 0,0053 | 282 | 1,5789 | 0,5263  | 0,0001 | 42 | 0,3158  | -0,9474 | 0,0444 |
| 43 | -1,5789 | 0,9474  | 0,2359 | 123 | -0,5263 | 0,1053  | 0,1127 | 203 | 0,5263 | -0,7368 | 0,0189 | 283 | 1,5789 | 0,7368  | 0,0489 | 43 | 0,5263  | 2,0000  | 0,6770 |
| 44 | -1,5789 | 1,1579  | 0,4219 | 124 | -0,5263 | 0,3158  | 0,3250 | 204 | 0,5263 | -0,5263 | 0,1139 | 284 | 1,5789 | 0,9474  | 0,1762 | 44 | -0,9474 | 1,7895  | 0,2170 |
| 45 | -1,5789 | 1,3684  | 0,5479 | 125 | -0,5263 | 0,5263  | 0,5710 | 205 | 0,5263 | -0,3158 | 0,2603 | 285 | 1,5789 | 1,1579  | 0,3432 | 45 | 2,0000  | -0,3158 | 0,2571 |
| 46 | -1,5789 | 1,7895  | 0,4838 | 126 | -0,5263 | 0,7368  | 0,7523 | 206 | 0,5263 | 0,1053  | 0,5065 | 286 | 1,5789 | 1,5789  | 0,5712 | 46 | 0,9474  | 0,1053  | 0,4245 |
| 47 | -1,5789 | 2,0000  | 0,3301 | 127 | -0,5263 | 0,9474  | 0,7890 | 207 | 0,5263 | 0,3158  | 0,5148 | 287 | 1,5789 | 1,7895  | 0,5416 | 47 | 0,3158  | -1,7895 | 0,4586 |
| 48 | -1,3684 | -2,0000 | 0,0892 | 128 | -0,5263 | 1,1579  | 0,6622 | 208 | 0,5263 | 0,7368  | 0,2670 | 288 | 1,5789 | 2,0000  | 0,4088 | 48 | -1,1579 | 0,1053  | 0,0356 |
| 49 | -1,3684 | -1,7895 | 0,0080 | 129 | -0,5263 | 1,3684  | 0,4267 | 209 | 0,5263 | 0,9474  | 0,1022 | 289 | 1,7895 | -1,7895 | 0,0077 | 49 | -2,0000 | 0,9474  | 0,0254 |
| 50 | -1,3684 | -1,5789 | 0,0193 | 130 | -0,5263 | 1,5789  | 0,1832 | 210 | 0,5263 | 1,1579  | 0,0059 | 290 | 1,7895 | -1,5789 | 0,0257 | 50 | -0,1053 | -1,1579 | 0,3471 |
| 51 | -1,3684 | -1,1579 | 0,3259 | 131 | -0,5263 | 1,7895  | 0,0281 | 211 | 0,5263 | 1,3684  | 0,0354 | 291 | 1,7895 | -1,3684 | 0,1429 | 51 | -0,9474 | -0,7368 | 0,5534 |
| 52 | -1,3684 | -0,9474 | 0,5329 | 132 | -0,3158 | -2,0000 | 0,1466 | 212 | 0,5263 | 1,7895  | 0,4466 | 292 | 1,7895 | -1,1579 | 0,2992 | 52 | 0,1053  | 1,3684  | 0,0305 |
| 53 | -1,3684 | -0,7368 | 0,6779 | 133 | -0,3158 | -1,7895 | 0,2846 | 213 | 0,7368 | -2,0000 | 0,5092 | 293 | 1,7895 | -0,9474 | 0,4294 | 53 | -1,5789 | -0,9474 | 0,4397 |
| 54 | -1,3684 | -0,5263 | 0,6980 | 134 | -0,3158 | -1,5789 | 0,4025 | 214 | 0,7368 | -1,7895 | 0,4130 | 294 | 1,7895 | -0,7368 | 0,4855 | 54 | -1,3684 | 1,3684  | 0,6373 |
| 55 | -1,3684 | -0,3158 | 0,5763 | 135 | -0,3158 | -1,3684 | 0,4577 | 215 | 0,7368 | -0,7368 | 0,0730 | 295 | 1,7895 | -0,5263 | 0,4508 | 55 | -0,7368 | -0,5263 | 0,2769 |
| 56 | -1,3684 | 0,1053  | 0,1358 | 136 | -0,3158 | -1,1579 | 0,4289 | 216 | 0,7368 | -0,5263 | 0,2010 | 296 | 1,7895 | -0,3158 | 0,3413 | 56 | -1,5789 | -1,3684 | 0,0515 |
| 57 | -1,3684 | 0,3158  | 0,0095 | 137 | -0,3158 | -0,9474 | 0,3242 | 217 | 0,7368 | -0,1053 | 0,4512 | 297 | 1,7895 | 0,1053  | 0,0703 | 57 | -1,7895 | 2,0000  | 0,4045 |
| 58 | -1,3684 | 0,5263  | 0,0329 | 138 | -0,3158 | -0,7368 | 0,1804 | 218 | 0,7368 | 0,1053  | 0,4831 | 298 | 1,7895 | 0,3158  | 0,0038 | 58 | 0,9474  | -1,7895 | 0,3405 |
| 59 | -1,3684 | 0,7368  | 0,1885 | 139 | -0,3158 | -0,3158 | 0,0000 | 219 | 0,7368 | 0,3158  | 0,4246 | 299 | 1,7895 | 0,5263  | 0,0219 | 59 | 0,9474  | -0,7368 | 0,1534 |
| 60 | -1,3684 | 0,9474  | 0,3997 | 140 | -0,3158 | -0,1053 | 0,0572 | 220 | 0,7368 | 0,5263  | 0,2936 | 300 | 1,7895 | 0,7368  | 0,1204 | 60 | -1,7895 | -0,5263 | 0,7469 |
| 61 | -1,3684 | 1,1579  | 0,5720 | 141 | -0,3158 | 0,1053  | 0,2230 | 221 | 0,7368 | 0,7368  | 0,1382 | 301 | 1,7895 | 0,9474  | 0,2679 | 61 | 2,0000  | 1,7895  | 0,2848 |
| 62 | -1,3684 | 1,5789  | 0,5774 | 142 | -0,3158 | 0,3158  | 0,4504 | 222 | 0,7368 | 0,9474  | 0,0236 | 302 | 1,7895 | 1,1579  | 0,4146 | 62 | 2,0000  | 1,1579  | 0,4542 |
| 63 | -1,3684 | 2,0000  | 0,2359 | 143 | -0,3158 | 0,5263  | 0,6579 | 223 | 0,7368 | 1,3684  | 0,1212 | 303 | 1,7895 | 1,3684  | 0,5080 | 63 | 1,1579  | -1,3684 | 0,0058 |
| 64 | -1,1579 | -2,0000 | 0,0247 | 144 | -0,3158 | 0,7368  | 0,7601 | 224 | 0,7368 | 1,5789  | 0,3368 | 304 | 1,7895 | 1,5789  | 0,5110 | 64 | -0,5263 | -1,3684 | 0,4480 |
| 65 | -1,1579 | -1,7895 | 0,0035 | 145 | -0,3158 | 0,9474  | 0,7076 | 225 | 0,7368 | 1,7895  | 0,5816 | 305 | 1,7895 | 1,7895  | 0,4170 | 65 | 0,7368  | -1,3684 | 0,1174 |

|    |         |         |        |     |         |         |        |     |        |         |        |     |        |         |        |    |         |         |        |
|----|---------|---------|--------|-----|---------|---------|--------|-----|--------|---------|--------|-----|--------|---------|--------|----|---------|---------|--------|
| 66 | -1,1579 | -1,5789 | 0,0778 | 146 | -0,3158 | 1,1579  | 0,5170 | 226 | 0,7368 | 2,0000  | 0,7572 | 306 | 1,7895 | 2,0000  | 0,2572 | 66 | 1,7895  | -2,0000 | 0,1175 |
| 67 | -1,1579 | -1,3684 | 0,2326 | 147 | -0,3158 | 1,3684  | 0,2689 | 227 | 0,9474 | -2,0000 | 0,4932 | 307 | 2,0000 | -2,0000 | 0,0331 | 67 | 2,0000  | 0,7368  | 0,2083 |
| 68 | -1,1579 | -1,1579 | 0,4211 | 148 | -0,3158 | 1,5789  | 0,0700 | 228 | 0,9474 | -1,5789 | 0,1729 | 308 | 2,0000 | -1,7895 | 0,0070 | 68 | -0,1053 | 0,7368  | 0,6933 |
| 69 | -1,1579 | -0,9474 | 0,5781 | 149 | -0,3158 | 1,7895  | 0,0001 | 229 | 0,9474 | -1,3684 | 0,0467 | 309 | 2,0000 | -1,5789 | 0,1066 | 69 | 0,3158  | 1,3684  | 0,0001 |
| 70 | -1,1579 | -0,7368 | 0,6414 | 150 | -0,3158 | 2,0000  | 0,0751 | 230 | 0,9474 | -1,1579 | 0,0000 | 310 | 2,0000 | -1,3684 | 0,2733 | 70 | 0,5263  | -1,1579 | 0,0757 |
| 71 | -1,1579 | -0,5263 | 0,5788 | 151 | -0,1053 | -2,0000 | 0,2411 | 231 | 0,9474 | -0,9474 | 0,0423 | 311 | 2,0000 | -1,1579 | 0,4313 | 71 | 1,1579  | 1,5789  | 0,5486 |
| 72 | -1,1579 | -0,3158 | 0,4071 | 152 | -0,1053 | -1,3684 | 0,4317 | 232 | 0,9474 | -0,1053 | 0,4578 | 312 | 2,0000 | -0,9474 | 0,5188 | 72 | 1,7895  | -0,1053 | 0,1976 |
| 73 | -1,1579 | -0,1053 | 0,1945 | 153 | -0,1053 | -0,9474 | 0,2146 | 233 | 0,9474 | 0,3158  | 0,3166 | 313 | 2,0000 | -0,1053 | 0,1109 | 73 | -0,5263 | -2,0000 | 0,0677 |
| 74 | -1,1579 | 0,3158  | 0,0081 | 154 | -0,1053 | -0,7368 | 0,0832 | 234 | 0,9474 | 0,5263  | 0,1724 | 314 | 2,0000 | 0,1053  | 0,0175 | 74 | -0,1053 | -1,7895 | 0,3666 |
| 75 | -1,1579 | 0,5263  | 0,1309 | 155 | -0,1053 | -0,5263 | 0,0061 | 235 | 0,9474 | 0,7368  | 0,0482 | 315 | 2,0000 | 0,3158  | 0,0061 | 75 | -1,7895 | 1,7895  | 0,5037 |
| 76 | -1,1579 | 0,7368  | 0,3507 | 156 | -0,1053 | -0,3158 | 0,0227 | 236 | 0,9474 | 0,9474  | 0,0001 | 316 | 2,0000 | 0,5263  | 0,0784 | 76 | 1,3684  | -0,3158 | 0,4398 |
| 77 | -1,1579 | 0,9474  | 0,5692 | 157 | -0,1053 | -0,1053 | 0,1422 | 237 | 0,9474 | 1,1579  | 0,0631 | 317 | 2,0000 | 0,9474  | 0,3503 | 77 | -1,3684 | 1,7895  | 0,4232 |
| 78 | -1,1579 | 1,1579  | 0,6930 | 158 | -0,1053 | 0,1053  | 0,3358 | 238 | 0,9474 | 1,3684  | 0,2331 | 318 | 2,0000 | 1,3684  | 0,4813 | 78 | 0,9474  | -0,3158 | 0,4069 |
| 79 | -1,1579 | 1,3684  | 0,6761 | 159 | -0,1053 | 0,3158  | 0,5409 | 239 | 1,1579 | -2,0000 | 0,4353 | 319 | 2,0000 | 1,5789  | 0,4183 | 79 | 0,5263  | -0,1053 | 0,4087 |
| 80 | -1,1579 | 1,5789  | 0,5343 | 160 | -0,1053 | 0,5263  | 0,6804 | 240 | 1,1579 | -1,5789 | 0,0874 | 320 | 2,0000 | 2,0000  | 0,1303 | 80 | -0,1053 | -1,5789 | 0,4388 |

| s3-Eğitim Veri Seti |         |         |        |     |         |         |         |     |         |         |         | s3-Test Veri Seti |        |         |         |    |         |         |         |
|---------------------|---------|---------|--------|-----|---------|---------|---------|-----|---------|---------|---------|-------------------|--------|---------|---------|----|---------|---------|---------|
| No                  | x1      | x2      | y      | No  | x1      | x2      | y       | No  | x1      | x2      | y       | No                | x1     | x2      | y       | No | x1      | x2      | y       |
| 1                   | -1,0000 | -1,0000 | 0,5133 | 81  | -0,5789 | 0,4737  | -0,9999 | 161 | -0,0526 | 0,3684  | 0,7196  | 241               | 0,4737 | -0,1579 | 0,0044  | 1  | -0,2632 | 0,5789  | -0,7540 |
| 2                   | -1,0000 | -0,8947 | 0,8381 | 82  | -0,5789 | 0,6842  | -0,6065 | 162 | -0,0526 | 0,4737  | 0,1465  | 242               | 0,4737 | 0,0526  | 0,1465  | 2  | -0,3684 | -0,5789 | -0,9208 |
| 3                   | -1,0000 | -0,7895 | 0,9886 | 83  | -0,5789 | 0,7895  | -0,1315 | 163 | -0,0526 | 0,5789  | -0,4891 | 243               | 0,4737 | 0,1579  | 0,0044  | 3  | -0,5789 | 0,5789  | -0,9081 |
| 4                   | -1,0000 | -0,6842 | 0,9711 | 84  | -0,5789 | 0,8947  | 0,4012  | 164 | -0,0526 | 0,6842  | -0,9208 | 244               | 0,4737 | 0,3684  | -0,5883 | 4  | 0,2632  | 0,5789  | -0,7540 |
| 5                   | -1,0000 | -0,5789 | 0,8288 | 85  | -0,5789 | 1,0000  | 0,8288  | 165 | -0,0526 | 0,7895  | -0,9666 | 245               | 0,4737 | 0,4737  | -0,8760 | 5  | 0,8947  | -0,1579 | -0,5434 |
| 6                   | -1,0000 | -0,4737 | 0,6204 | 86  | -0,4737 | -0,8947 | 0,0778  | 166 | -0,0526 | 0,8947  | -0,6065 | 246               | 0,4737 | 0,6842  | -0,8696 | 6  | 0,6842  | -1,0000 | 0,9711  |
| 7                   | -1,0000 | -0,3684 | 0,4012 | 87  | -0,4737 | -0,7895 | -0,4780 | 167 | 0,0526  | -0,8947 | -0,6065 | 247               | 0,4737 | 0,8947  | 0,0778  | 7  | -0,6842 | 0,4737  | -0,8696 |
| 8                   | -1,0000 | -0,2632 | 0,2123 | 88  | -0,4737 | -0,6842 | -0,8696 | 168 | 0,0526  | -0,7895 | -0,9666 | 248               | 0,5789 | -0,8947 | 0,4012  | 8  | -0,5789 | -0,6842 | -0,6065 |
| 9                   | -1,0000 | -0,1579 | 0,0778 | 89  | -0,4737 | -0,4737 | -0,8760 | 169 | 0,0526  | -0,6842 | -0,9208 | 249               | 0,5789 | -0,7895 | -0,1315 | 9  | -0,6842 | -0,6842 | -0,2021 |
| 10                  | -1,0000 | 0,0526  | 0,0087 | 90  | -0,4737 | -0,3684 | -0,5883 | 170 | 0,0526  | -0,5789 | -0,4891 | 250               | 0,5789 | -0,6842 | -0,6065 | 10 | 0,5789  | 0,1579  | -0,5883 |
| 11                  | -1,0000 | 0,1579  | 0,0778 | 91  | -0,4737 | -0,2632 | -0,2601 | 171 | 0,0526  | -0,4737 | 0,1465  | 251               | 0,5789 | -0,5789 | -0,9081 | 11 | 0,5789  | -0,0526 | -0,4891 |
| 12                  | -1,0000 | 0,2632  | 0,2123 | 92  | -0,4737 | -0,1579 | 0,0044  | 172 | 0,0526  | -0,3684 | 0,7196  | 252               | 0,5789 | -0,4737 | -0,9999 | 12 | 0,8947  | 0,3684  | -0,2021 |
| 13                  | -1,0000 | 0,3684  | 0,4012 | 93  | -0,4737 | 0,0526  | 0,1465  | 173 | 0,0526  | -0,1579 | 0,8653  | 253               | 0,5789 | -0,3684 | -0,9208 | 13 | 0,7895  | -0,0526 | -0,9666 |
| 14                  | -1,0000 | 0,4737  | 0,6204 | 94  | -0,4737 | 0,1579  | 0,0044  | 174 | 0,0526  | -0,0526 | 0,4508  | 254               | 0,5789 | -0,1579 | -0,5883 | 14 | -0,2632 | -0,1579 | 0,9368  |
| 15                  | -1,0000 | 0,6842  | 0,9711 | 95  | -0,4737 | 0,2632  | -0,2601 | 175 | 0,0526  | 0,1579  | 0,8653  | 255               | 0,5789 | 0,0526  | -0,4891 | 15 | 0,4737  | -0,0526 | 0,1465  |
| 16                  | -1,0000 | 0,7895  | 0,9886 | 96  | -0,4737 | 0,3684  | -0,5883 | 176 | 0,0526  | 0,2632  | 0,9933  | 256               | 0,5789 | 0,2632  | -0,7540 | 16 | 0,7895  | -0,6842 | 0,2772  |
| 17                  | -1,0000 | 0,8947  | 0,8381 | 97  | -0,4737 | 0,4737  | -0,8760 | 177 | 0,0526  | 0,3684  | 0,7196  | 257               | 0,5789 | 0,3684  | -0,9208 | 17 | 0,7895  | -0,3684 | -0,7238 |
| 18                  | -1,0000 | 1,0000  | 0,5133 | 98  | -0,4737 | 0,5789  | -0,9999 | 178 | 0,0526  | 0,4737  | 0,1465  | 258               | 0,5789 | 0,4737  | -0,9999 | 18 | 0,1579  | -1,0000 | 0,0778  |
| 19                  | -0,8947 | -1,0000 | 0,8381 | 99  | -0,4737 | 0,6842  | -0,8696 | 179 | 0,0526  | 0,5789  | -0,4891 | 259               | 0,5789 | 0,5789  | -0,9081 | 19 | 0,4737  | -0,4737 | -0,8760 |
| 20                  | -0,8947 | -0,8947 | 0,9954 | 100 | -0,4737 | 1,0000  | 0,6204  | 180 | 0,0526  | 0,6842  | -0,9208 | 260               | 0,5789 | 0,6842  | -0,6065 | 20 | 0,5789  | -1,0000 | 0,8288  |
| 21                  | -0,8947 | -0,7895 | 0,9371 | 101 | -0,3684 | -1,0000 | 0,4012  | 181 | 0,0526  | 0,7895  | -0,9666 | 261               | 0,5789 | 0,7895  | -0,1315 | 21 | 0,4737  | 1,0000  | 0,6204  |

|    |         |         |         |     |         |         |         |     |        |         |         |     |        |         |         |    |         |         |         |
|----|---------|---------|---------|-----|---------|---------|---------|-----|--------|---------|---------|-----|--------|---------|---------|----|---------|---------|---------|
| 22 | -0,8947 | -0,6842 | 0,7131  | 102 | -0,3684 | -0,8947 | -0,2021 | 182 | 0,0526 | 0,8947  | -0,6065 | 262 | 0,5789 | 0,8947  | 0,4012  | 22 | 0,1579  | 0,0526  | 0,8653  |
| 23 | -0,8947 | -0,5789 | 0,4012  | 103 | -0,3684 | -0,7895 | -0,7238 | 183 | 0,0526 | 1,0000  | 0,0087  | 263 | 0,5789 | 1,0000  | 0,8288  | 23 | 0,6842  | 0,5789  | -0,6065 |
| 24 | -0,8947 | -0,4737 | 0,0778  | 104 | -0,3684 | -0,4737 | -0,5883 | 184 | 0,1579 | -0,8947 | -0,5434 | 264 | 0,6842 | -0,8947 | 0,7131  | 24 | 0,3684  | 0,2632  | 0,2925  |
| 25 | -0,8947 | -0,3684 | -0,2021 | 105 | -0,3684 | -0,3684 | -0,1317 | 185 | 0,1579 | -0,7895 | -0,9406 | 265 | 0,6842 | -0,6842 | -0,2021 | 25 | -0,0526 | 0,2632  | 0,9933  |
| 26 | -0,8947 | -0,1579 | -0,5434 | 106 | -0,3684 | -0,2632 | 0,2925  | 186 | 0,1579 | -0,6842 | -0,9552 | 266 | 0,6842 | -0,4737 | -0,8696 | 26 | 0,8947  | 1,0000  | 0,8381  |
| 27 | -0,8947 | 0,0526  | -0,6065 | 107 | -0,3684 | -0,1579 | 0,5836  | 187 | 0,1579 | -0,5789 | -0,5883 | 267 | 0,6842 | -0,3684 | -0,9855 | 27 | -0,6842 | 0,8947  | 0,7131  |
| 28 | -0,8947 | 0,1579  | -0,5434 | 108 | -0,3684 | -0,0526 | 0,7196  | 188 | 0,1579 | -0,3684 | 0,5836  | 268 | 0,6842 | -0,2632 | -0,9943 | 28 | -0,7895 | 0,1579  | -0,9406 |
| 29 | -0,8947 | 0,2632  | -0,4107 | 109 | -0,3684 | 0,0526  | 0,7196  | 189 | 0,1579 | -0,2632 | 0,9368  | 269 | 0,6842 | -0,1579 | -0,9552 | 29 | 0,8947  | 0,2632  | -0,4107 |
| 30 | -0,8947 | 0,3684  | -0,2021 | 110 | -0,3684 | 0,1579  | 0,5836  | 190 | 0,1579 | -0,1579 | 0,9860  | 270 | 0,6842 | -0,0526 | -0,9208 | 30 | 0,1579  | 1,0000  | 0,0778  |
| 31 | -0,8947 | 0,4737  | 0,0778  | 111 | -0,3684 | 0,2632  | 0,2925  | 191 | 0,1579 | -0,0526 | 0,8653  | 271 | 0,6842 | 0,1579  | -0,9552 | 31 | 1,0000  | -0,7895 | 0,9886  |
| 32 | -0,8947 | 0,5789  | 0,4012  | 112 | -0,3684 | 0,3684  | -0,1317 | 192 | 0,1579 | 0,2632  | 0,9368  | 272 | 0,6842 | 0,2632  | -0,9943 | 32 | 0,5789  | -0,2632 | -0,7540 |
| 33 | -0,8947 | 0,6842  | 0,7131  | 113 | -0,3684 | 0,4737  | -0,5883 | 193 | 0,1579 | 0,3684  | 0,5836  | 273 | 0,6842 | 0,4737  | -0,8696 | 33 | 1,0000  | 1,0000  | 0,5133  |
| 34 | -0,8947 | 0,7895  | 0,9371  | 114 | -0,3684 | 0,5789  | -0,9208 | 194 | 0,1579 | 0,4737  | 0,0044  | 274 | 0,6842 | 0,6842  | -0,2021 | 34 | 0,3684  | -0,7895 | -0,7238 |
| 35 | -0,8947 | 0,8947  | 0,9954  | 115 | -0,3684 | 0,6842  | -0,9855 | 195 | 0,1579 | 0,5789  | -0,5883 | 275 | 0,6842 | 0,7895  | 0,2772  | 35 | 0,0526  | -1,0000 | 0,0087  |
| 36 | -0,7895 | -1,0000 | 0,9886  | 116 | -0,3684 | 0,7895  | -0,7238 | 196 | 0,1579 | 0,6842  | -0,9552 | 276 | 0,6842 | 0,8947  | 0,7131  | 36 | -0,2632 | -0,5789 | -0,7540 |
| 37 | -0,7895 | -0,8947 | 0,9371  | 117 | -0,3684 | 0,8947  | -0,2021 | 197 | 0,1579 | 0,7895  | -0,9406 | 277 | 0,6842 | 1,0000  | 0,9711  | 37 | 0,8947  | 0,5789  | 0,4012  |
| 38 | -0,7895 | -0,7895 | 0,6683  | 118 | -0,3684 | 1,0000  | 0,4012  | 198 | 0,1579 | 0,8947  | -0,5434 | 278 | 0,7895 | -1,0000 | 0,9886  | 38 | -0,4737 | -1,0000 | 0,6204  |
| 39 | -0,7895 | -0,6842 | 0,2772  | 119 | -0,2632 | -1,0000 | 0,2123  | 199 | 0,2632 | -1,0000 | 0,2123  | 279 | 0,7895 | -0,8947 | 0,9371  | 39 | 0,8947  | -0,4737 | 0,0778  |
| 40 | -0,7895 | -0,5789 | -0,1315 | 120 | -0,2632 | -0,8947 | -0,4107 | 200 | 0,2632 | -0,8947 | -0,4107 | 280 | 0,7895 | -0,5789 | -0,1315 | 40 | -0,4737 | -0,0526 | 0,1465  |
| 41 | -0,7895 | -0,4737 | -0,4780 | 121 | -0,2632 | -0,7895 | -0,8696 | 201 | 0,2632 | -0,7895 | -0,8696 | 281 | 0,7895 | -0,4737 | -0,4780 | 41 | -0,4737 | 0,7895  | -0,4780 |
| 42 | -0,7895 | -0,3684 | -0,7238 | 122 | -0,2632 | -0,6842 | -0,9943 | 202 | 0,2632 | -0,6842 | -0,9943 | 282 | 0,7895 | -0,2632 | -0,8696 | 42 | -1,0000 | -0,0526 | 0,0087  |
| 43 | -0,7895 | -0,2632 | -0,8696 | 123 | -0,2632 | -0,4737 | -0,2601 | 203 | 0,2632 | -0,5789 | -0,7540 | 283 | 0,7895 | -0,1579 | -0,9406 | 43 | 0,7895  | -0,7895 | 0,6683  |
| 44 | -0,7895 | -0,1579 | -0,9406 | 124 | -0,2632 | -0,3684 | 0,2925  | 204 | 0,2632 | -0,4737 | -0,2601 | 284 | 0,7895 | 0,0526  | -0,9666 | 44 | -0,4737 | -0,5789 | -0,9999 |
| 45 | -0,7895 | -0,0526 | -0,9666 | 125 | -0,2632 | -0,2632 | 0,7196  | 205 | 0,2632 | -0,3684 | 0,2925  | 285 | 0,7895 | 0,1579  | -0,9406 | 45 | 0,2632  | 0,0526  | 0,9933  |
| 46 | -0,7895 | 0,0526  | -0,9666 | 126 | -0,2632 | -0,0526 | 0,9933  | 206 | 0,2632 | -0,2632 | 0,7196  | 286 | 0,7895 | 0,2632  | -0,8696 | 46 | 0,6842  | -0,7895 | 0,2772  |
| 47 | -0,7895 | 0,2632  | -0,8696 | 127 | -0,2632 | 0,0526  | 0,9933  | 207 | 0,2632 | -0,1579 | 0,9368  | 287 | 0,7895 | 0,4737  | -0,4780 | 47 | -0,3684 | -0,6842 | -0,9855 |
| 48 | -0,7895 | 0,3684  | -0,7238 | 128 | -0,2632 | 0,1579  | 0,9368  | 208 | 0,2632 | -0,0526 | 0,9933  | 288 | 0,7895 | 0,5789  | -0,1315 | 48 | 0,4737  | 0,5789  | -0,9999 |
| 49 | -0,7895 | 0,4737  | -0,4780 | 129 | -0,2632 | 0,2632  | 0,7196  | 209 | 0,2632 | 0,1579  | 0,9368  | 289 | 0,7895 | 0,6842  | 0,2772  | 49 | 0,7895  | 0,3684  | -0,7238 |
| 50 | -0,7895 | 0,5789  | -0,1315 | 130 | -0,2632 | 0,3684  | 0,2925  | 210 | 0,2632 | 0,2632  | 0,7196  | 290 | 0,7895 | 0,7895  | 0,6683  | 50 | 1,0000  | 0,8947  | 0,8381  |
| 51 | -0,7895 | 0,6842  | 0,2772  | 131 | -0,2632 | 0,4737  | -0,2601 | 211 | 0,2632 | 0,3684  | 0,2925  | 291 | 0,7895 | 0,8947  | 0,9371  | 51 | -0,6842 | 0,6842  | -0,2021 |
| 52 | -0,7895 | 0,7895  | 0,6683  | 132 | -0,2632 | 0,6842  | -0,9943 | 212 | 0,2632 | 0,4737  | -0,2601 | 292 | 0,7895 | 1,0000  | 0,9886  | 52 | -0,2632 | 0,7895  | -0,8696 |
| 53 | -0,7895 | 0,8947  | 0,9371  | 133 | -0,2632 | 0,8947  | -0,4107 | 213 | 0,2632 | 0,6842  | -0,9943 | 293 | 0,8947 | -1,0000 | 0,8381  | 53 | 0,6842  | -0,5789 | -0,6065 |
| 54 | -0,7895 | 1,0000  | 0,9886  | 134 | -0,2632 | 1,0000  | 0,2123  | 214 | 0,2632 | 0,7895  | -0,8696 | 294 | 0,8947 | -0,8947 | 0,9954  | 54 | -0,6842 | -0,5789 | -0,6065 |
| 55 | -0,6842 | -1,0000 | 0,9711  | 135 | -0,1579 | -1,0000 | 0,0778  | 215 | 0,2632 | 0,8947  | -0,4107 | 295 | 0,8947 | -0,7895 | 0,9371  | 55 | 1,0000  | 0,7895  | 0,9886  |
| 56 | -0,6842 | -0,8947 | 0,7131  | 136 | -0,1579 | -0,6842 | -0,9552 | 216 | 0,2632 | 1,0000  | 0,2123  | 296 | 0,8947 | -0,6842 | 0,7131  | 56 | 0,1579  | -0,4737 | 0,0044  |
| 57 | -0,6842 | -0,7895 | 0,2772  | 137 | -0,1579 | -0,5789 | -0,5883 | 217 | 0,3684 | -1,0000 | 0,4012  | 297 | 0,8947 | -0,5789 | 0,4012  | 57 | -0,1579 | -0,7895 | -0,9406 |
| 58 | -0,6842 | -0,3684 | -0,9855 | 138 | -0,1579 | -0,3684 | 0,5836  | 218 | 0,3684 | -0,8947 | -0,2021 | 298 | 0,8947 | -0,3684 | -0,2021 | 58 | 0,6842  | 0,0526  | -0,9208 |
| 59 | -0,6842 | -0,2632 | -0,9943 | 139 | -0,1579 | -0,2632 | 0,9368  | 219 | 0,3684 | -0,6842 | -0,9855 | 299 | 0,8947 | -0,2632 | -0,4107 | 59 | -0,6842 | -0,4737 | -0,8696 |
| 60 | -0,6842 | -0,1579 | -0,9552 | 140 | -0,1579 | -0,0526 | 0,8653  | 220 | 0,3684 | -0,5789 | -0,9208 | 300 | 0,8947 | -0,0526 | -0,6065 | 60 | 0,4737  | -0,7895 | -0,4780 |
| 61 | -0,6842 | -0,0526 | -0,9208 | 141 | -0,1579 | 0,0526  | 0,8653  | 221 | 0,3684 | -0,4737 | -0,5883 | 301 | 0,8947 | 0,0526  | -0,6065 | 61 | -0,1579 | -0,4737 | 0,0044  |

|    |         |         |         |     |         |         |         |     |        |         |         |     |        |         |         |    |         |         |         |
|----|---------|---------|---------|-----|---------|---------|---------|-----|--------|---------|---------|-----|--------|---------|---------|----|---------|---------|---------|
| 62 | -0,6842 | 0,0526  | -0,9208 | 142 | -0,1579 | 0,1579  | 0,9860  | 222 | 0,3684 | -0,3684 | -0,1317 | 302 | 0,8947 | 0,1579  | -0,5434 | 62 | -0,1579 | -0,1579 | 0,9860  |
| 63 | -0,6842 | 0,1579  | -0,9552 | 143 | -0,1579 | 0,2632  | 0,9368  | 223 | 0,3684 | -0,2632 | 0,2925  | 303 | 0,8947 | 0,4737  | 0,0778  | 63 | 0,0526  | 0,0526  | 0,4508  |
| 64 | -0,6842 | 0,2632  | -0,9943 | 144 | -0,1579 | 0,3684  | 0,5836  | 224 | 0,3684 | -0,1579 | 0,5836  | 304 | 0,8947 | 0,6842  | 0,7131  | 64 | -0,0526 | -0,5789 | -0,4891 |
| 65 | -0,6842 | 0,3684  | -0,9855 | 145 | -0,1579 | 0,4737  | 0,0044  | 225 | 0,3684 | -0,0526 | 0,7196  | 305 | 0,8947 | 0,7895  | 0,9371  | 65 | -0,8947 | -0,0526 | -0,6065 |
| 66 | -0,6842 | 0,5789  | -0,6065 | 146 | -0,1579 | 0,5789  | -0,5883 | 226 | 0,3684 | 0,0526  | 0,7196  | 306 | 0,8947 | 0,8947  | 0,9954  | 66 | 1,0000  | -0,8947 | 0,8381  |
| 67 | -0,6842 | 0,7895  | 0,2772  | 147 | -0,1579 | 0,6842  | -0,9552 | 227 | 0,3684 | 0,1579  | 0,5836  | 307 | 1,0000 | -1,0000 | 0,5133  | 67 | -0,0526 | -0,7895 | -0,9666 |
| 68 | -0,5789 | -1,0000 | 0,8288  | 148 | -0,1579 | 0,7895  | -0,9406 | 228 | 0,3684 | 0,3684  | -0,1317 | 308 | 1,0000 | -0,5789 | 0,8288  | 68 | -0,1579 | -0,8947 | -0,5434 |
| 69 | -0,5789 | -0,8947 | 0,4012  | 149 | -0,1579 | 0,8947  | -0,5434 | 229 | 0,3684 | 0,4737  | -0,5883 | 309 | 1,0000 | -0,4737 | 0,6204  | 69 | 0,4737  | 0,7895  | -0,4780 |
| 70 | -0,5789 | -0,7895 | -0,1315 | 150 | -0,1579 | 1,0000  | 0,0778  | 230 | 0,3684 | 0,5789  | -0,9208 | 310 | 1,0000 | -0,3684 | 0,4012  | 70 | -0,6842 | 1,0000  | 0,9711  |
| 71 | -0,5789 | -0,5789 | -0,9081 | 151 | -0,0526 | -1,0000 | 0,0087  | 231 | 0,3684 | 0,6842  | -0,9855 | 311 | 1,0000 | -0,2632 | 0,2123  | 71 | 0,6842  | 0,3684  | -0,9855 |
| 72 | -0,5789 | -0,4737 | -0,9999 | 152 | -0,0526 | -0,8947 | -0,6065 | 232 | 0,3684 | 0,7895  | -0,7238 | 312 | 1,0000 | -0,1579 | 0,0778  | 72 | -0,8947 | -0,2632 | -0,4107 |
| 73 | -0,5789 | -0,3684 | -0,9208 | 153 | -0,0526 | -0,6842 | -0,9208 | 233 | 0,3684 | 0,8947  | -0,2021 | 313 | 1,0000 | -0,0526 | 0,0087  | 73 | -1,0000 | 0,5789  | 0,8288  |
| 74 | -0,5789 | -0,2632 | -0,7540 | 154 | -0,0526 | -0,4737 | 0,1465  | 234 | 0,3684 | 1,0000  | 0,4012  | 314 | 1,0000 | 0,0526  | 0,0087  | 74 | 0,4737  | 0,2632  | -0,2601 |
| 75 | -0,5789 | -0,1579 | -0,5883 | 155 | -0,0526 | -0,3684 | 0,7196  | 235 | 0,4737 | -1,0000 | 0,6204  | 315 | 1,0000 | 0,1579  | 0,0778  | 75 | 0,1579  | 0,1579  | 0,9860  |
| 76 | -0,5789 | -0,0526 | -0,4891 | 156 | -0,0526 | -0,2632 | 0,9933  | 236 | 0,4737 | -0,8947 | 0,0778  | 316 | 1,0000 | 0,2632  | 0,2123  | 76 | 1,0000  | -0,6842 | 0,9711  |
| 77 | -0,5789 | 0,0526  | -0,4891 | 157 | -0,0526 | -0,1579 | 0,8653  | 237 | 0,4737 | -0,6842 | -0,8696 | 317 | 1,0000 | 0,3684  | 0,4012  | 77 | -0,0526 | 1,0000  | 0,0087  |
| 78 | -0,5789 | 0,1579  | -0,5883 | 158 | -0,0526 | -0,0526 | 0,4508  | 238 | 0,4737 | -0,5789 | -0,9999 | 318 | 1,0000 | 0,4737  | 0,6204  | 78 | -0,4737 | 0,8947  | 0,0778  |
| 79 | -0,5789 | 0,2632  | -0,7540 | 159 | -0,0526 | 0,0526  | 0,4508  | 239 | 0,4737 | -0,3684 | -0,5883 | 319 | 1,0000 | 0,5789  | 0,8288  | 79 | 0,0526  | -0,2632 | 0,9933  |
| 80 | -0,5789 | 0,3684  | -0,9208 | 160 | -0,0526 | 0,1579  | 0,8653  | 240 | 0,4737 | -0,2632 | -0,2601 | 320 | 1,0000 | 0,6842  | 0,9711  | 80 | -0,8947 | 1,0000  | 0,8381  |

| s4-Eğitim Veri Seti |          |          |         |    |         |         |         |     |        |         |         | s4-Test Veri Seti |        |          |         |    |         |          |         |
|---------------------|----------|----------|---------|----|---------|---------|---------|-----|--------|---------|---------|-------------------|--------|----------|---------|----|---------|----------|---------|
| No                  | x1       | x2       | y       | No | x1      | x2      | y       | No  | x1     | x2      | y       | No                | x1     | x2       | y       | No | x1      | x2       | y       |
| 1                   | -10,0000 | -10,0000 | 0,0030  | 81 | -4,7368 | -8,9474 | -0,0108 | 161 | 0,5263 | -7,8947 | 0,1208  | 241               | 5,7895 | -6,8421  | -0,0063 | 1  | 4,7368  | 5,7895   | 0,0173  |
| 2                   | -10,0000 | -8,9474  | -0,0028 | 82 | -4,7368 | -7,8947 | -0,0267 | 162 | 0,5263 | -6,8421 | 0,0740  | 242               | 5,7895 | -4,7368  | 0,0173  | 2  | 4,7368  | 3,6842   | 0,0296  |
| 3                   | -10,0000 | -7,8947  | -0,0069 | 83 | -4,7368 | -6,8421 | -0,0164 | 163 | 0,5263 | -5,7895 | -0,0781 | 243               | 5,7895 | -3,6842  | 0,0115  | 3  | 6,8421  | 2,6316   | 0,0144  |
| 4                   | -10,0000 | -6,8421  | -0,0042 | 84 | -4,7368 | -5,7895 | 0,0173  | 164 | 0,5263 | -3,6842 | -0,1338 | 244               | 5,7895 | -2,6316  | -0,0152 | 4  | 7,8947  | -3,6842  | -0,0177 |
| 5                   | -10,0000 | -5,7895  | 0,0045  | 85 | -4,7368 | -4,7368 | 0,0445  | 165 | 0,5263 | -2,6316 | 0,1771  | 245               | 5,7895 | -1,5789  | -0,0518 | 5  | -3,6842 | 10,0000  | 0,0076  |
| 6                   | -10,0000 | -4,7368  | 0,0115  | 86 | -4,7368 | -3,6842 | 0,0296  | 166 | 0,5263 | -1,5789 | 0,6045  | 246               | 5,7895 | -0,5263  | -0,0781 | 6  | 5,7895  | -5,7895  | 0,0067  |
| 7                   | -10,0000 | -3,6842  | 0,0076  | 87 | -4,7368 | -2,6316 | -0,0392 | 167 | 0,5263 | -0,5263 | 0,9110  | 247               | 5,7895 | 0,5263   | -0,0781 | 7  | 8,9474  | 0,5263   | 0,0490  |
| 8                   | -10,0000 | -2,6316  | -0,0101 | 88 | -4,7368 | -0,5263 | -0,2014 | 168 | 0,5263 | 0,5263  | 0,9110  | 248               | 5,7895 | 1,5789   | -0,0518 | 8  | 1,5789  | -5,7895  | -0,0518 |
| 9                   | -10,0000 | -1,5789  | -0,0345 | 89 | -4,7368 | 0,5263  | -0,2014 | 169 | 0,5263 | 3,6842  | -0,1338 | 249               | 5,7895 | 2,6316   | -0,0152 | 9  | 5,7895  | 7,8947   | -0,0104 |
| 10                  | -10,0000 | -0,5263  | -0,0519 | 90 | -4,7368 | 1,5789  | -0,1337 | 170 | 0,5263 | 4,7368  | -0,2014 | 250               | 5,7895 | 3,6842   | 0,0115  | 10 | 1,5789  | 3,6842   | -0,0888 |
| 11                  | -10,0000 | 0,5263   | -0,0519 | 91 | -4,7368 | 2,6316  | -0,0392 | 171 | 0,5263 | 7,8947  | 0,1208  | 251               | 5,7895 | 5,7895   | 0,0067  | 11 | 1,5789  | -10,0000 | -0,0345 |
| 12                  | -10,0000 | 1,5789   | -0,0345 | 92 | -4,7368 | 3,6842  | 0,0296  | 172 | 0,5263 | 8,9474  | 0,0490  | 252               | 5,7895 | 6,8421   | -0,0063 | 12 | 6,8421  | 1,5789   | 0,0491  |
| 13                  | -10,0000 | 2,6316   | -0,0101 | 93 | -4,7368 | 4,7368  | 0,0445  | 173 | 0,5263 | 10,0000 | -0,0519 | 253               | 5,7895 | 10,0000  | 0,0045  | 13 | 8,9474  | 2,6316   | 0,0095  |
| 14                  | -10,0000 | 3,6842   | 0,0076  | 94 | -4,7368 | 5,7895  | 0,0173  | 174 | 1,5789 | -8,9474 | 0,0325  | 254               | 6,8421 | -10,0000 | -0,0042 | 14 | 10,0000 | 8,9474   | -0,0028 |
| 15                  | -10,0000 | 4,7368   | 0,0115  | 95 | -4,7368 | 6,8421  | -0,0164 | 175 | 1,5789 | -7,8947 | 0,0802  | 255               | 6,8421 | -8,9474  | 0,0040  | 15 | -2,6316 | 3,6842   | -0,0260 |
| 16                  | -10,0000 | 7,8947   | -0,0069 | 96 | -4,7368 | 7,8947  | -0,0267 | 176 | 1,5789 | -6,8421 | 0,0491  | 256               | 6,8421 | -7,8947  | 0,0098  | 16 | 0,5263  | 1,5789   | 0,6045  |
| 17                  | -10,0000 | 10,0000  | 0,0030  | 97 | -4,7368 | 8,9474  | -0,0108 | 177 | 1,5789 | -3,6842 | -0,0888 | 257               | 6,8421 | -6,8421  | 0,0060  | 17 | -7,8947 | -4,7368  | -0,0267 |

|    |         |          |         |     |         |          |         |     |        |          |         |     |        |          |         |    |          |          |         |
|----|---------|----------|---------|-----|---------|----------|---------|-----|--------|----------|---------|-----|--------|----------|---------|----|----------|----------|---------|
| 18 | -8,9474 | -10,0000 | -0,0028 | 98  | -4,7368 | 10,0000  | 0,0115  | 178 | 1,5789 | -1,5789  | 0,4011  | 258 | 6,8421 | -4,7368  | -0,0164 | 18 | -1,5789  | -5,7895  | -0,0518 |
| 19 | -8,9474 | -8,9474  | 0,0026  | 99  | -3,6842 | -10,0000 | 0,0076  | 179 | 1,5789 | -0,5263  | 0,6045  | 259 | 6,8421 | -3,6842  | -0,0109 | 19 | -7,8947  | 3,6842   | -0,0177 |
| 20 | -8,9474 | -7,8947  | 0,0065  | 100 | -3,6842 | -8,9474  | -0,0072 | 180 | 1,5789 | 2,6316   | 0,1175  | 260 | 6,8421 | -1,5789  | 0,0491  | 20 | -10,0000 | 8,9474   | -0,0028 |
| 21 | -8,9474 | -5,7895  | -0,0042 | 101 | -3,6842 | -7,8947  | -0,0177 | 181 | 1,5789 | 4,7368   | -0,1337 | 261 | 6,8421 | -0,5263  | 0,0740  | 21 | 0,5263   | 5,7895   | -0,0781 |
| 22 | -8,9474 | -4,7368  | -0,0108 | 102 | -3,6842 | -6,8421  | -0,0109 | 182 | 1,5789 | 5,7895   | -0,0518 | 262 | 6,8421 | 0,5263   | 0,0740  | 22 | 4,7368   | 1,5789   | -0,1337 |
| 23 | -8,9474 | -3,6842  | -0,0072 | 103 | -3,6842 | -5,7895  | 0,0115  | 183 | 1,5789 | 6,8421   | 0,0491  | 263 | 6,8421 | 3,6842   | -0,0109 | 23 | -3,6842  | 6,8421   | -0,0109 |
| 24 | -8,9474 | -2,6316  | 0,0095  | 104 | -3,6842 | -3,6842  | 0,0196  | 184 | 1,5789 | 7,8947   | 0,0802  | 264 | 6,8421 | 4,7368   | -0,0164 | 24 | -7,8947  | 2,6316   | 0,0235  |
| 25 | -8,9474 | -1,5789  | 0,0325  | 105 | -3,6842 | -1,5789  | -0,0888 | 185 | 1,5789 | 8,9474   | 0,0325  | 265 | 6,8421 | 6,8421   | 0,0060  | 25 | -3,6842  | 2,6316   | -0,0260 |
| 26 | -8,9474 | -0,5263  | 0,0490  | 106 | -3,6842 | -0,5263  | -0,1338 | 186 | 1,5789 | 10,0000  | -0,0345 | 266 | 6,8421 | 7,8947   | 0,0098  | 26 | -0,5263  | -4,7368  | -0,2014 |
| 27 | -8,9474 | 1,5789   | 0,0325  | 107 | -3,6842 | 0,5263   | -0,1338 | 187 | 2,6316 | -10,0000 | -0,0101 | 267 | 6,8421 | 8,9474   | 0,0040  | 27 | -1,5789  | 5,7895   | -0,0518 |
| 28 | -8,9474 | 2,6316   | 0,0095  | 108 | -3,6842 | 3,6842   | 0,0196  | 188 | 2,6316 | -8,9474  | 0,0095  | 268 | 6,8421 | 10,0000  | -0,0042 | 28 | -2,6316  | 8,9474   | 0,0095  |
| 29 | -8,9474 | 4,7368   | -0,0108 | 109 | -3,6842 | 4,7368   | 0,0296  | 189 | 2,6316 | -7,8947  | 0,0235  | 269 | 7,8947 | -10,0000 | -0,0069 | 29 | -7,8947  | 1,5789   | 0,0802  |
| 30 | -8,9474 | 5,7895   | -0,0042 | 110 | -3,6842 | 7,8947   | -0,0177 | 190 | 2,6316 | -6,8421  | 0,0144  | 270 | 7,8947 | -7,8947  | 0,0160  | 30 | 1,5789   | -2,6316  | 0,1175  |
| 31 | -8,9474 | 7,8947   | 0,0065  | 111 | -3,6842 | 8,9474   | -0,0072 | 191 | 2,6316 | -5,7895  | -0,0152 | 271 | 7,8947 | -6,8421  | 0,0098  | 31 | -3,6842  | 1,5789   | -0,0888 |
| 32 | -8,9474 | 8,9474   | 0,0026  | 112 | -2,6316 | -10,0000 | -0,0101 | 192 | 2,6316 | -1,5789  | 0,1175  | 272 | 7,8947 | -5,7895  | -0,0104 | 32 | 2,6316   | 7,8947   | 0,0235  |
| 33 | -8,9474 | 10,0000  | -0,0028 | 113 | -2,6316 | -7,8947  | 0,0235  | 193 | 2,6316 | -0,5263  | 0,1771  | 273 | 7,8947 | -4,7368  | -0,0267 | 33 | -5,7895  | -8,9474  | -0,0042 |
| 34 | -7,8947 | -10,0000 | -0,0069 | 114 | -2,6316 | -6,8421  | 0,0144  | 194 | 2,6316 | 0,5263   | 0,1771  | 274 | 7,8947 | -2,6316  | 0,0235  | 34 | 10,0000  | 7,8947   | -0,0069 |
| 35 | -7,8947 | -8,9474  | 0,0065  | 115 | -2,6316 | -5,7895  | -0,0152 | 195 | 2,6316 | 1,5789   | 0,1175  | 275 | 7,8947 | -1,5789  | 0,0802  | 35 | -7,8947  | -7,8947  | 0,0160  |
| 36 | -7,8947 | -6,8421  | 0,0098  | 116 | -2,6316 | -4,7368  | -0,0392 | 196 | 2,6316 | 2,6316   | 0,0344  | 276 | 7,8947 | -0,5263  | 0,1208  | 36 | -5,7895  | -10,0000 | 0,0045  |
| 37 | -7,8947 | -5,7895  | -0,0104 | 117 | -2,6316 | -3,6842  | -0,0260 | 197 | 2,6316 | 3,6842   | -0,0260 | 277 | 7,8947 | 0,5263   | 0,1208  | 37 | 2,6316   | -2,6316  | 0,0344  |
| 38 | -7,8947 | -3,6842  | -0,0177 | 118 | -2,6316 | -2,6316  | 0,0344  | 198 | 2,6316 | 4,7368   | -0,0392 | 278 | 7,8947 | 1,5789   | 0,0802  | 38 | -2,6316  | -8,9474  | 0,0095  |
| 39 | -7,8947 | -2,6316  | 0,0235  | 119 | -2,6316 | -1,5789  | 0,1175  | 199 | 2,6316 | 5,7895   | -0,0152 | 279 | 7,8947 | 2,6316   | 0,0235  | 39 | 0,5263   | 6,8421   | 0,0740  |
| 40 | -7,8947 | -1,5789  | 0,0802  | 120 | -2,6316 | -0,5263  | 0,1771  | 200 | 2,6316 | 6,8421   | 0,0144  | 280 | 7,8947 | 3,6842   | -0,0177 | 40 | -8,9474  | 6,8421   | 0,0040  |
| 41 | -7,8947 | -0,5263  | 0,1208  | 121 | -2,6316 | 0,5263   | 0,1771  | 201 | 2,6316 | 8,9474   | 0,0095  | 281 | 7,8947 | 4,7368   | -0,0267 | 41 | 1,5789   | -4,7368  | -0,1337 |
| 42 | -7,8947 | 0,5263   | 0,1208  | 122 | -2,6316 | 1,5789   | 0,1175  | 202 | 2,6316 | 10,0000  | -0,0101 | 282 | 7,8947 | 5,7895   | -0,0104 | 42 | 2,6316   | -3,6842  | -0,0260 |
| 43 | -7,8947 | 4,7368   | -0,0267 | 123 | -2,6316 | 2,6316   | 0,0344  | 203 | 3,6842 | -10,0000 | 0,0076  | 283 | 7,8947 | 6,8421   | 0,0098  | 43 | -6,8421  | 8,9474   | 0,0040  |
| 44 | -7,8947 | 5,7895   | -0,0104 | 124 | -2,6316 | 4,7368   | -0,0392 | 204 | 3,6842 | -8,9474  | -0,0072 | 284 | 7,8947 | 7,8947   | 0,0160  | 44 | -8,9474  | -6,8421  | 0,0040  |
| 45 | -7,8947 | 6,8421   | 0,0098  | 125 | -2,6316 | 5,7895   | -0,0152 | 205 | 3,6842 | -7,8947  | -0,0177 | 285 | 7,8947 | 8,9474   | 0,0065  | 45 | -3,6842  | 5,7895   | 0,0115  |
| 46 | -7,8947 | 7,8947   | 0,0160  | 126 | -2,6316 | 6,8421   | 0,0144  | 206 | 3,6842 | -6,8421  | -0,0109 | 286 | 7,8947 | 10,0000  | -0,0069 | 46 | 8,9474   | 8,9474   | 0,0026  |
| 47 | -7,8947 | 8,9474   | 0,0065  | 127 | -2,6316 | 7,8947   | 0,0235  | 207 | 3,6842 | -5,7895  | 0,0115  | 287 | 8,9474 | -10,0000 | -0,0028 | 47 | -5,7895  | -2,6316  | -0,0152 |
| 48 | -7,8947 | 10,0000  | -0,0069 | 128 | -2,6316 | 10,0000  | -0,0101 | 208 | 3,6842 | -4,7368  | 0,0296  | 288 | 8,9474 | -8,9474  | 0,0026  | 48 | -0,5263  | -5,7895  | -0,0781 |
| 49 | -6,8421 | -10,0000 | -0,0042 | 129 | -1,5789 | -10,0000 | -0,0345 | 209 | 3,6842 | -3,6842  | 0,0196  | 289 | 8,9474 | -7,8947  | 0,0065  | 49 | -0,5263  | 5,7895   | -0,0781 |
| 50 | -6,8421 | -8,9474  | 0,0040  | 130 | -1,5789 | -8,9474  | 0,0325  | 210 | 3,6842 | -2,6316  | -0,0260 | 290 | 8,9474 | -6,8421  | 0,0040  | 50 | 7,8947   | -8,9474  | 0,0065  |
| 51 | -6,8421 | -7,8947  | 0,0098  | 131 | -1,5789 | -6,8421  | 0,0491  | 211 | 3,6842 | -1,5789  | -0,0888 | 291 | 8,9474 | -4,7368  | -0,0108 | 51 | -1,5789  | -2,6316  | 0,1175  |
| 52 | -6,8421 | -6,8421  | 0,0060  | 132 | -1,5789 | -4,7368  | -0,1337 | 212 | 3,6842 | -0,5263  | -0,1338 | 292 | 8,9474 | -3,6842  | -0,0072 | 52 | -1,5789  | -7,8947  | 0,0802  |
| 53 | -6,8421 | -4,7368  | -0,0164 | 133 | -1,5789 | -3,6842  | -0,0888 | 213 | 3,6842 | 0,5263   | -0,1338 | 293 | 8,9474 | -2,6316  | 0,0095  | 53 | 0,5263   | 2,6316   | 0,1771  |
| 54 | -6,8421 | -3,6842  | -0,0109 | 134 | -1,5789 | -0,5263  | 0,6045  | 214 | 3,6842 | 1,5789   | -0,0888 | 294 | 8,9474 | -1,5789  | 0,0325  | 54 | -5,7895  | 3,6842   | 0,0115  |
| 55 | -6,8421 | -2,6316  | 0,0144  | 135 | -1,5789 | 0,5263   | 0,6045  | 215 | 3,6842 | 2,6316   | -0,0260 | 295 | 8,9474 | -0,5263  | 0,0490  | 55 | 4,7368   | 2,6316   | -0,0392 |
| 56 | -6,8421 | -1,5789  | 0,0491  | 136 | -1,5789 | 2,6316   | 0,1175  | 216 | 3,6842 | 3,6842   | 0,0196  | 296 | 8,9474 | 1,5789   | 0,0325  | 56 | -5,7895  | 0,5263   | -0,0781 |
| 57 | -6,8421 | -0,5263  | 0,0740  | 137 | -1,5789 | 3,6842   | -0,0888 | 217 | 3,6842 | 4,7368   | 0,0296  | 297 | 8,9474 | 3,6842   | -0,0072 | 57 | 1,5789   | 0,5263   | 0,6045  |
| 58 | -6,8421 | 0,5263   | 0,0740  | 138 | -1,5789 | 4,7368   | -0,1337 | 218 | 3,6842 | 5,7895   | 0,0115  | 298 | 8,9474 | 4,7368   | -0,0108 | 58 | 6,8421   | -2,6316  | 0,0144  |

|           |         |          |         |            |         |          |         |            |        |          |         |            |         |          |         |           |          |          |         |
|-----------|---------|----------|---------|------------|---------|----------|---------|------------|--------|----------|---------|------------|---------|----------|---------|-----------|----------|----------|---------|
| <b>59</b> | -6,8421 | 1,5789   | 0,0491  | <b>139</b> | -1,5789 | 6,8421   | 0,0491  | <b>219</b> | 3,6842 | 6,8421   | -0,0109 | <b>299</b> | 8,9474  | 5,7895   | -0,0042 | <b>59</b> | 5,7895   | 4,7368   | 0,0173  |
| <b>60</b> | -6,8421 | 2,6316   | 0,0144  | <b>140</b> | -1,5789 | 7,8947   | 0,0802  | <b>220</b> | 3,6842 | 7,8947   | -0,0177 | <b>300</b> | 8,9474  | 6,8421   | 0,0040  | <b>60</b> | -8,9474  | 0,5263   | 0,0490  |
| <b>61</b> | -6,8421 | 4,7368   | -0,0164 | <b>141</b> | -1,5789 | 10,0000  | -0,0345 | <b>221</b> | 3,6842 | 8,9474   | -0,0072 | <b>301</b> | 8,9474  | 7,8947   | 0,0065  | <b>61</b> | -3,6842  | -2,6316  | -0,0260 |
| <b>62</b> | -6,8421 | 5,7895   | -0,0063 | <b>142</b> | -0,5263 | -10,0000 | -0,0519 | <b>222</b> | 3,6842 | 10,0000  | 0,0076  | <b>302</b> | 8,9474  | 10,0000  | -0,0028 | <b>62</b> | -8,9474  | 3,6842   | -0,0072 |
| <b>63</b> | -6,8421 | 6,8421   | 0,0060  | <b>143</b> | -0,5263 | -8,9474  | 0,0490  | <b>223</b> | 4,7368 | -8,9474  | -0,0108 | <b>303</b> | 10,0000 | -10,0000 | 0,0030  | <b>63</b> | -3,6842  | -4,7368  | 0,0296  |
| <b>64</b> | -6,8421 | 7,8947   | 0,0098  | <b>144</b> | -0,5263 | -7,8947  | 0,1208  | <b>224</b> | 4,7368 | -7,8947  | -0,0267 | <b>304</b> | 10,0000 | -8,9474  | -0,0028 | <b>64</b> | -1,5789  | 8,9474   | 0,0325  |
| <b>65</b> | -6,8421 | 10,0000  | -0,0042 | <b>145</b> | -0,5263 | -6,8421  | 0,0740  | <b>225</b> | 4,7368 | -6,8421  | -0,0164 | <b>305</b> | 10,0000 | -7,8947  | -0,0069 | <b>65</b> | -10,0000 | 5,7895   | 0,0045  |
| <b>66</b> | -5,7895 | -7,8947  | -0,0104 | <b>146</b> | -0,5263 | -3,6842  | -0,1338 | <b>226</b> | 4,7368 | -5,7895  | 0,0173  | <b>306</b> | 10,0000 | -6,8421  | -0,0042 | <b>66</b> | -1,5789  | 1,5789   | 0,4011  |
| <b>67</b> | -5,7895 | -6,8421  | -0,0063 | <b>147</b> | -0,5263 | -2,6316  | 0,1771  | <b>227</b> | 4,7368 | -4,7368  | 0,0445  | <b>307</b> | 10,0000 | -5,7895  | 0,0045  | <b>67</b> | 1,5789   | 1,5789   | 0,4011  |
| <b>68</b> | -5,7895 | -5,7895  | 0,0067  | <b>148</b> | -0,5263 | -1,5789  | 0,6045  | <b>228</b> | 4,7368 | -3,6842  | 0,0296  | <b>308</b> | 10,0000 | -4,7368  | 0,0115  | <b>68</b> | 5,7895   | 8,9474   | -0,0042 |
| <b>69</b> | -5,7895 | -3,6842  | 0,0115  | <b>149</b> | -0,5263 | -0,5263  | 0,9110  | <b>229</b> | 4,7368 | -2,6316  | -0,0392 | <b>309</b> | 10,0000 | -3,6842  | 0,0076  | <b>69</b> | -6,8421  | -5,7895  | -0,0063 |
| <b>70</b> | -5,7895 | -1,5789  | -0,0518 | <b>150</b> | -0,5263 | 0,5263   | 0,9110  | <b>230</b> | 4,7368 | -1,5789  | -0,1337 | <b>310</b> | 10,0000 | -2,6316  | -0,0101 | <b>70</b> | -4,7368  | -1,5789  | -0,1337 |
| <b>71</b> | -5,7895 | -0,5263  | -0,0781 | <b>151</b> | -0,5263 | 1,5789   | 0,6045  | <b>231</b> | 4,7368 | -0,5263  | -0,2014 | <b>311</b> | 10,0000 | -1,5789  | -0,0345 | <b>71</b> | -10,0000 | 6,8421   | -0,0042 |
| <b>72</b> | -5,7895 | 1,5789   | -0,0518 | <b>152</b> | -0,5263 | 2,6316   | 0,1771  | <b>232</b> | 4,7368 | 0,5263   | -0,2014 | <b>312</b> | 10,0000 | -0,5263  | -0,0519 | <b>72</b> | 6,8421   | -5,7895  | -0,0063 |
| <b>73</b> | -5,7895 | 2,6316   | -0,0152 | <b>153</b> | -0,5263 | 3,6842   | -0,1338 | <b>233</b> | 4,7368 | 4,7368   | 0,0445  | <b>313</b> | 10,0000 | 0,5263   | -0,0519 | <b>73</b> | -6,8421  | 3,6842   | -0,0109 |
| <b>74</b> | -5,7895 | 4,7368   | 0,0173  | <b>154</b> | -0,5263 | 4,7368   | -0,2014 | <b>234</b> | 4,7368 | 6,8421   | -0,0164 | <b>314</b> | 10,0000 | 1,5789   | -0,0345 | <b>74</b> | 8,9474   | -5,7895  | -0,0042 |
| <b>75</b> | -5,7895 | 5,7895   | 0,0067  | <b>155</b> | -0,5263 | 6,8421   | 0,0740  | <b>235</b> | 4,7368 | 7,8947   | -0,0267 | <b>315</b> | 10,0000 | 2,6316   | -0,0101 | <b>75</b> | 6,8421   | 5,7895   | -0,0063 |
| <b>76</b> | -5,7895 | 6,8421   | -0,0063 | <b>156</b> | -0,5263 | 7,8947   | 0,1208  | <b>236</b> | 4,7368 | 8,9474   | -0,0108 | <b>316</b> | 10,0000 | 3,6842   | 0,0076  | <b>76</b> | 4,7368   | -10,0000 | 0,0115  |
| <b>77</b> | -5,7895 | 7,8947   | -0,0104 | <b>157</b> | -0,5263 | 8,9474   | 0,0490  | <b>237</b> | 4,7368 | 10,0000  | 0,0115  | <b>317</b> | 10,0000 | 4,7368   | 0,0115  | <b>77</b> | -1,5789  | -1,5789  | 0,4011  |
| <b>78</b> | -5,7895 | 8,9474   | -0,0042 | <b>158</b> | -0,5263 | 10,0000  | -0,0519 | <b>238</b> | 5,7895 | -10,0000 | 0,0045  | <b>318</b> | 10,0000 | 5,7895   | 0,0045  | <b>78</b> | -5,7895  | -4,7368  | 0,0173  |
| <b>79</b> | -5,7895 | 10,0000  | 0,0045  | <b>159</b> | 0,5263  | -10,0000 | -0,0519 | <b>239</b> | 5,7895 | -8,9474  | -0,0042 | <b>319</b> | 10,0000 | 6,8421   | -0,0042 | <b>79</b> | 0,5263   | -4,7368  | -0,2014 |
| <b>80</b> | -4,7368 | -10,0000 | 0,0115  | <b>160</b> | 0,5263  | -8,9474  | 0,0490  | <b>240</b> | 5,7895 | -7,8947  | -0,0104 | <b>320</b> | 10,0000 | 10,0000  | 0,0030  | <b>80</b> | 2,6316   | -4,7368  | -0,0392 |